【画像情報研究会】

平成 26 年度 夏季学術大会報告

今年度の夏季学術大会における画像情報研究会は「逐次近似法を理解しよう！」をテーマに掲げ、教育講演 2 演題と特別講演 1 演題およびシンポジウムが催された。参加者は午前 61 名、午後 68 名であった。

近年、放射線診療の場において、20 年前の教科書には掲載されていない画像再構成法が広く使われるようになってきた。中でも逐次近似法はコンピュータの処理能力に比例してその適応範囲が拡大してきている。

午前中は、逐次近似法を使う目的の一つであるノイズの低減について、その発生原理と改善方法の基礎的な講演がなされた。年々、撮影装置や画像処理のブラックボックス化が進んでいるが、本講演ではその中身を少しでも覗くことができたのと同時に開発者の苦労をも垣間見ることができた。

午後からは、圧縮センシングも含めた画像再構成原理についての特別講演と「逐次近似法を理解しよう！」と題した各画像検査モダリティ固有の原理と臨床応用についてのシンポジウムが行われた。特別講演は講師の学生教育経験をもとにした解りやすい内容で構成されており、学生に戻った気持ちで勉強できた。シンポジウムでは、核医学領域が最初に本法を臨床利用した経緯もあり、画像が出来上がるまでの過程を具体的に解説された。X 線 CT 領域では特に我が国で問題となっている放射線被曝低減について解説された。トモシンセシスについては、今回のシンポジウムの中で最も新しい技術であることから、原理も含めてその画像評価方法も解説された。最後の総合討論では会場からも活発な意見が飛び交い、本領域に対する関心の高さが伺えた。

本報告書では、学術大会のプログラムを記載し、講演の抄録とスライドの一部も記載した。

代表世話人　島根大学　内田幸司

「夏季学術大会プログラム」

日時　平成 26 年 7 月 6 日（日）10:00～15:30
会場　岡山大学鹿田キャンパス
Junko Fukutake Hall　（J ホール）
テーマ　「逐次近似法を理解しよう！」

【午前の部】　10:00～12:00
司会　広島大学病院　西丸英治

◆教育講演 I
「ノイズの発生メカニズムと低減および利用に関する画像技術」
香川高等専門学校　本田道隆

◆教育講演 II
「フィルタによる画質改善」
広島国際大学　川下 郁生

【午後の部】　13:00～15:30
司会　山口大学医学部附属病院　久冨庄平
島根大学　内田幸司

◆特別講演
「逐次近似法の基礎と圧縮センシングによる少数投影からの画像再構成」
首都大学東京　篠原広行

◆シンポジウム
・「核医学領域における逐次近似画像再構成法」
倉敷中央病院　松友紀和

・「X 線 CT 検査：逐次近似再構成の臨床応用と被ばく低減」
広島大学病院　木口雅夫

・「トモシンセシスにおける IR 法の有用性」
鳥取大学医学部附属病院　福井亮平

◆総合討論

日本放射線技術学会中四国部会　2014 夏季学術大会　画像情報研究会

ノイズの発生メカニズムと低減および利用に関する画像技術

香川高等専門学校　電気情報工学科
本田道隆

今日お話する内容

1．画像に重畳する構造的ノイズとその発生原因、および一般的な対策
- あまり本質的なものではないが、故障や調整不良のシステムで画像に障害陰影を与えるノイズと対策

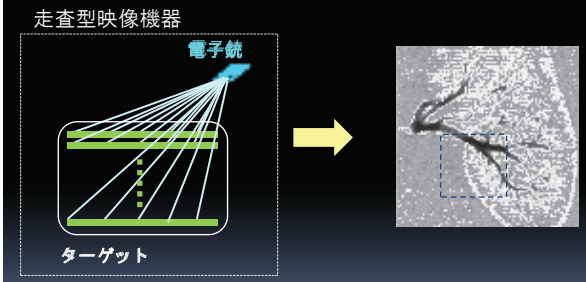
2．ランダム性を有するノイズの発生原因と理論的なアプローチ（分析法）
- 放射線像に本質的に重畳するノイズ、特に量子モトルと熱雑音
- ノイズ理論の復習と推奨する計測法や分析法

3．ノイズ低減手法と利用法について
- システム側の低減手法の紹介、および画像処理による低減法
- ノイズは低減すべきものだが、利用することもある

1．画像に重畳する構造的ノイズとその発生原因、および一般的な対策

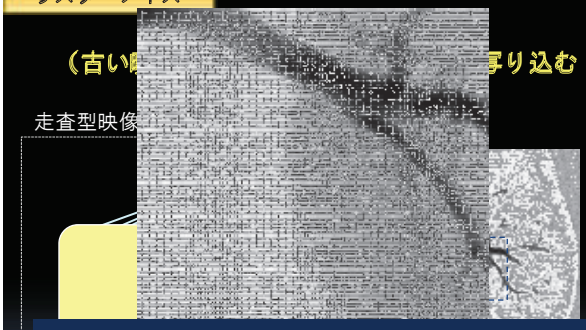
ラスターノイズ

（古い映像装置での）走査線が画像に写り込む



ラスターノイズ

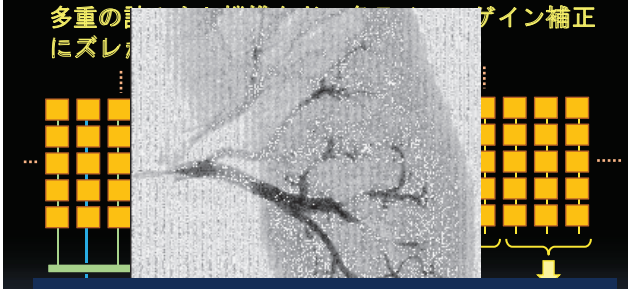
（古い映像装置での）走査線が画像に写り込む



近年はビームスキャン方式が姿を消しており、このタイプのノイズはほとんどなくなった。
しかし、万一古い装置などで低減させる必要があるときは、ノッチ型フィルタ（後述）がある程度効果的。

いわゆる不均一性ノイズ（近年の映像系に多い）

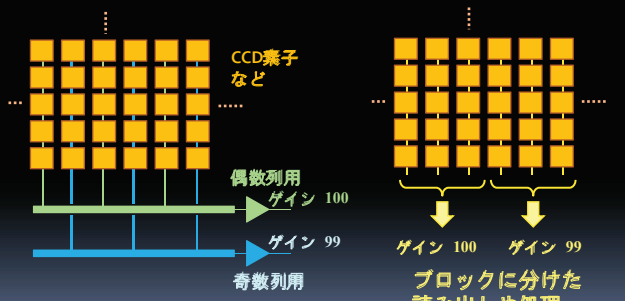
多重の[illegible]ゲイン補正にズレ[illegible]



このノイズは、現にFPDで発生する。
そこで、均一な被写体を撮影し、このノイズを収集して実際の画像にはその逆のパターンを補正として使用する。
ノッチ型フィルタが有効な場合もある。

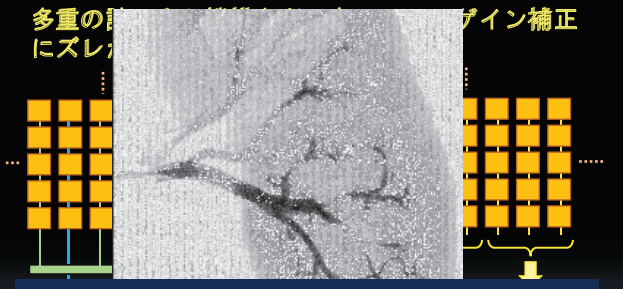
いわゆる不均一性ノイズ（近年の映像系に多い）

多重の読み出し機構などで各ラインのゲイン補正にズレが発生したとき



いわゆる不均一性ノイズ（近年の映像系に多い）

多重の読み出し機構などで各ラインのゲイン補正にズレが発生したとき

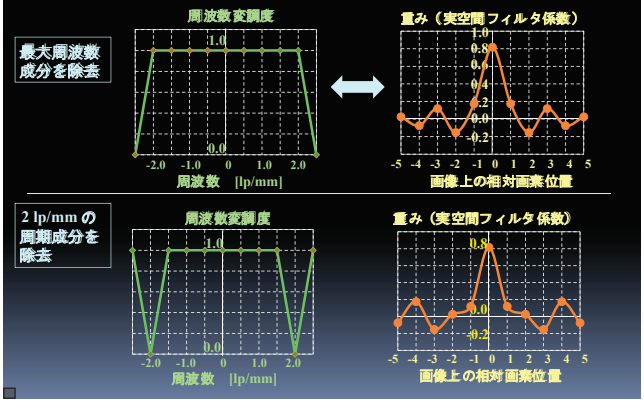


このノイズは、現にFPDで発生する。
そこで、均一な被写体を撮影し、このノイズを収集して実際の画像にはその逆のパターンを補正として使用する。
ノッチ型フィルタが有効な場合もある。

ノッチ型フィルタとは？

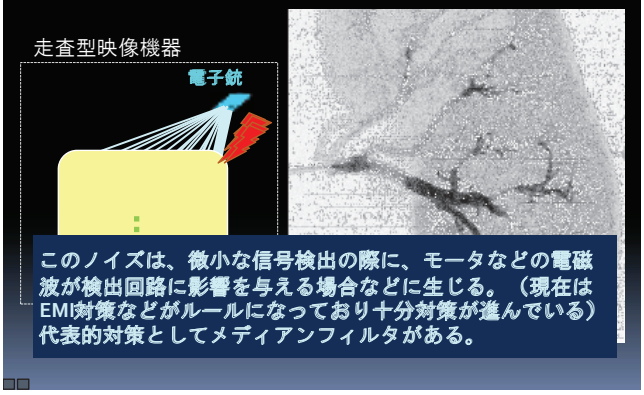
実例

ある特定の周波数成分だけを画像上から除くように設定したフィルタ



外来（飛び込み）ノイズ

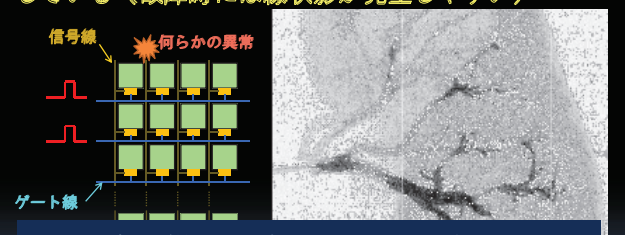
走査中に外来ノイズが画像に混入する



このノイズは、微小な信号検出の際に、モータなどの電磁波が検出回路に影響を与える場合などに生じる。（現在はEMI対策などがルールになっており十分対策が進んでいる）
代表的対策としてメディアンフィルタがある。

故障によるノイズと緊急措置

平面検出器の場合、信号線やゲート線が縦横に走行している（故障時には線状影が発生しやすい）



よほどの事故（検出器が壊れるほどの強い衝撃を受けるなど）がなければ現在の製造技術では考えにくいが、万一発生した場合には目立たせないような緊急措置は可能。
これも、メディアンフィルタが最も単純で簡単な対応。

メディアンフィルタとは？

実例

メディアンフィルタ ＝ カーネル内の中央値を出力するフィルタ

カーネルサイズ： 3×3のとき

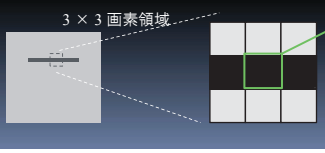
上から順に９個の画素値を並べると
{38, 31, 25, 24, 16, 15, 10, 9, 7}
となる。中央値は５番目に大きい値なので16がフィルタ出力
（これまでの24を16に置き換える。）

29	18	2	51	37
29	38	16	31	9
30	7	24	15	32
19	25	9	10	33
48	4	30	29	17

16

中央値なのでノイズが平滑化される。エッジをぼかさない。

細線を消せる。（消えてしまう）



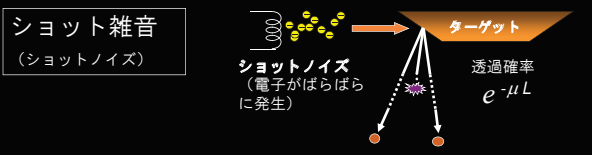
カーネル内に細い線があってもメディアンフィルタで除かれる
(パーフェクトではないが)

2．ランダム性を有するノイズの発生原因と理論的なアプローチ（分析法）

・ノイズの発生原因と少しばかりの理論的復習
・回路系ノイズの基礎的な説明
・計測法に関する補足

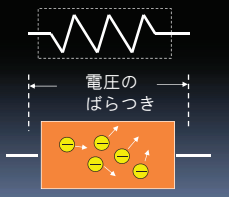
ランダムノイズの２大発生原因　ショット雑音と熱雑音

ショット雑音
（ショットノイズ）

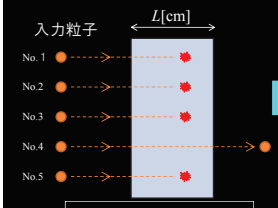


熱雑音
（ジョンソンノイズ）
（サーマルノイズ）

電荷移動を阻止する作用がある抵抗器内における電子の不規則運動 ➡ **熱雑音（いわゆる電子回路のノイズ）**



ショットノイズ＝ポアソンノイズ（1）



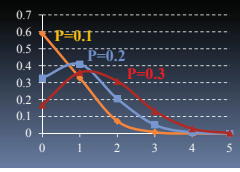
5個のうち1個透過する確率は？

1個が透過する確率 ： P^1
4個が透過しない確率 : $(1-P)^4$

だから

$${}_5C_1 \times P^1 \times (1-P)^4$$

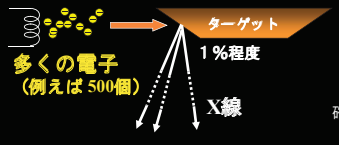
この要領で、0個から5個まで計算すると



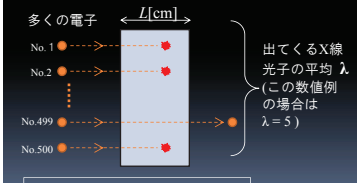
こういうのを「二項過程」や「ベルヌーイ試行」などと言います

ショットノイズ＝ポアソンノイズ（2）

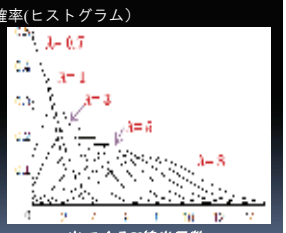
X線の場合は、多量の電子がターゲットに当たり、しかも電子 → X線となる確率も小さい　（約１％）



このような場合、出てくるX線はポアソン分布に従う



X線になる確率　0.01



多くの入力（n個）が確率pで出力されるときのポアソン分布

発生した事象数が k 個である確率　$P(k) = \dfrac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}$

期待値 $\lambda = np$　　分散 $\sigma^2 = np$

期待値と分散が等しいことは大事な事実

λが大きくなれば正規分布に近づいてくることも重要な事実

たとえば透視の場合

1画素にX線光子（フォトン数）が平均９個吸収されると、分散も９。だから、標準偏差は３なのでノイズの大きさは３となる。
ただし、間接変換では少しボケるのでノイズはその分少なくなる。

➡ 画像の平均値からノイズが分かるので条件制御などで、インテリジェンスな制御もできる。

ショットノイズの伝搬

被写体上の1×1mm面積に入るX線光子
平均　40,000個とすると
標準偏差は　200個

SNR = 200

平均　400個
標準偏差は 20個

SNR = 20

検出膜（吸収率 25%）

平均　100個
標準偏差は 10個

SNR = 10

間接変換ではボケ

平均　100個
標準偏差は 5 個

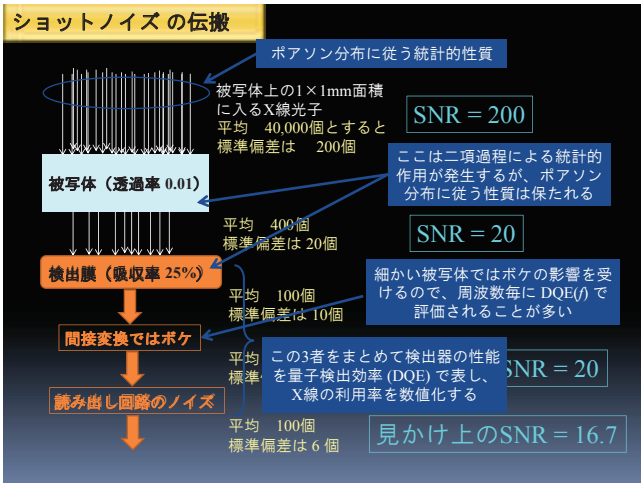
見かけ上のSNR = 20

読み出し回路のノイズ

平均　100個
標準偏差は 6 個

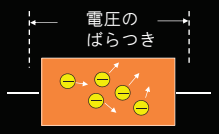
見かけ上のSNR = 16.7

ショットノイズの伝搬



熱雑音＝電子ノイズ＝回路ノイズ (1)

抵抗器から発生する！



電圧のばらつき(ノイズ)

$$V = \sqrt{4kTR\,\Delta f}$$

k : ボルツマン定数
T : 絶対温度
R : 抵抗値
f : 周波数帯域

絶対温度が高く、抵抗値が大きいと熱雑音は多く発生する。

昔、冷却したカメラを使った映像装置なども試作されたことがありました。

熱雑音＝電子ノイズ＝回路ノイズ (2)

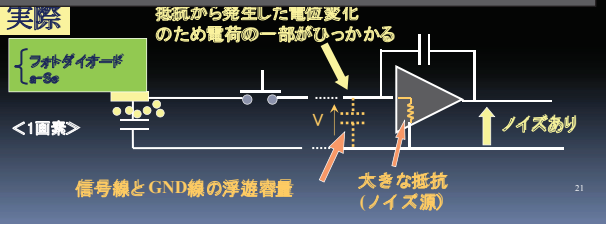
知っておいていただきたい回路ノイズの発生原因

熱雑音そのものは神の産物ともいえるUncontrollable なもの。
これをいかにして画像に伝搬しないようにするかが技術。

映像系技術に関しては、
- **浮遊容量を減らすこと**
- **信号の量を極力増やすこと**

などが著名な知見であり、鉄則ともいえる

実際

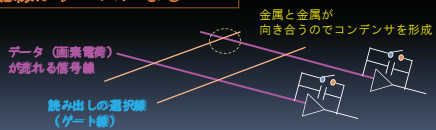


熱雑音＝電子ノイズ＝回路ノイズ (3)

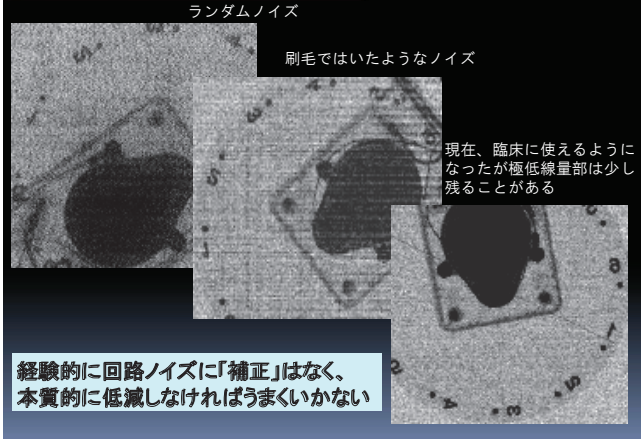
浮遊容量を減らすと言っても・・
実寸大の検出器は苦労が多い

実寸サイズの長い配線

どうしても配線がクロスになる

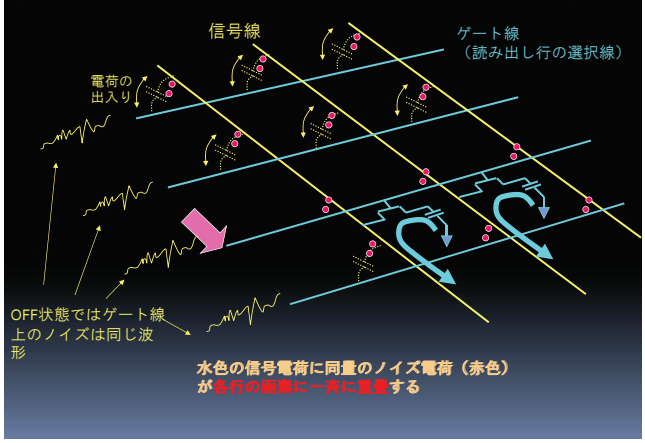


回路で発生するノイズの影響の変化

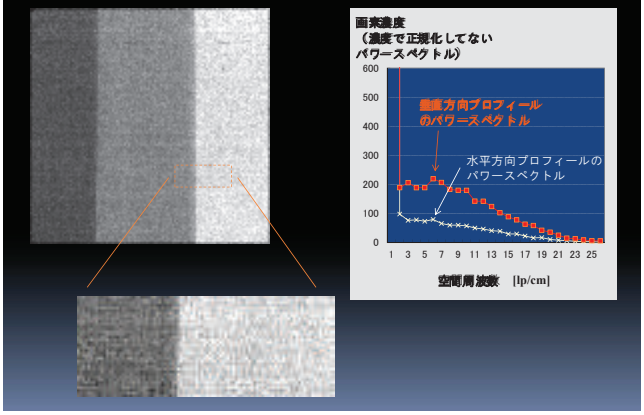


経験的に回路ノイズに「補正」はなく、本質的に低減しなければうまくいかない

回路ノイズが影響する例（刷毛ではいたようなノイズ）



現在は対策が進んでいるため、この例のような劣化画像を出力することはないが、極低線量の部分などで存在を指摘されることはあり得る。



ランダムノイズの計測について

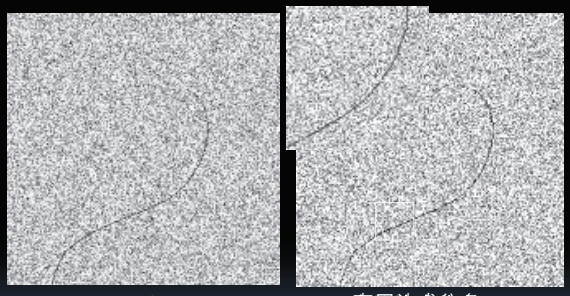
- 標準偏差
- ウィナースペクトル（パワースペクトル）

この両者は品質管理などでは水平方向と垂直方向のそれぞれで計測するとより正確な管理ができる。
（画質や処理の研究でも場合によっては必要）

背景トレンド除去の代わりに、画像を2枚収集して減算する手法でもかなり良い結果が得られる。
（ノイズは 約 1.4 倍になっていることに注意）

標準偏差は簡便で大変有益な指標だが、これ以外にノイズの周波数特性も計測することを勧める。

ランダムノイズの周波数特性は画質評価で極めて重要



低周波成分多い
Contrast 0.5
CNR 2.0

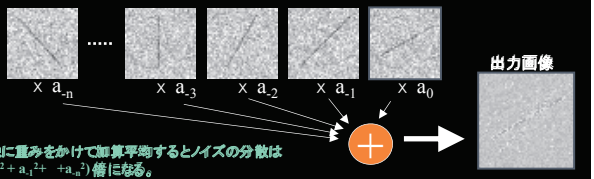
高周波成分多い
Contrast 0.5
CNR 2.0

3．ノイズ低減手法と利用法について

・回路ノイズの低減は一般には Uncontrollable？
・画像処理によるノイズ低減を中心に
・ノイズを利用する技術について

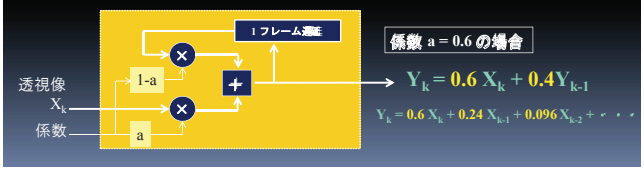
ランダムノイズ低減の基本手法

1．フレーム間平均効果による低減（リカーシブフィルタ）



画像に重みをかけて加算平均するとノイズの分散は
$(a_0^2 + a_{-1}^2 + \cdots + a_{-n}^2)$ 倍になる。

例：4枚の加算平均で 各重みを 0.25 とすると分散は $0.25^2 \times 4$ 倍 = 0.25 倍になる。
ノイズ量 (標準偏差) では 0.5 倍になる。



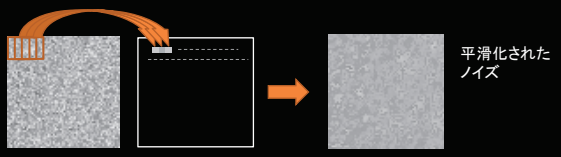
係数 a = 0.6 の場合

$Y_k = 0.6\,X_k + 0.4\,Y_{k-1}$

$Y_k = 0.6\,X_k + 0.24\,X_{k-1} + 0.096\,X_{k-2} + \cdots$

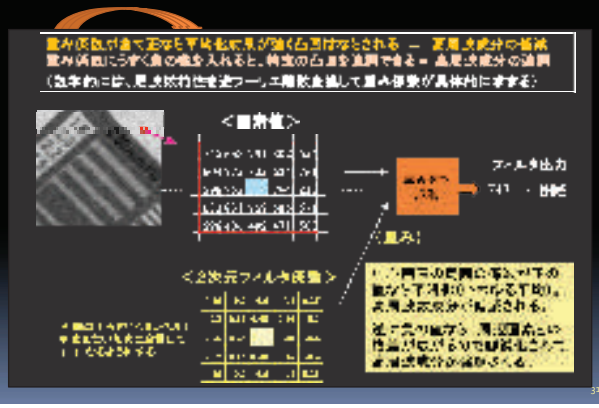
ランダムノイズ低減の基本手法

2．画素同士の平均効果による低減（線形空間フィルタ）



ランダムノイズ低減の基本手法

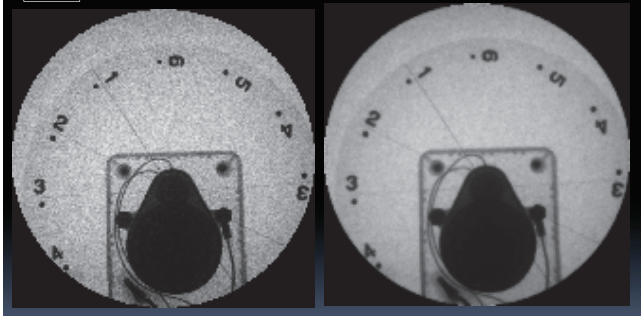
2．画素同士の平均効果による低減（線形空間フィルタ）



線形フィルタのサンプル

原画

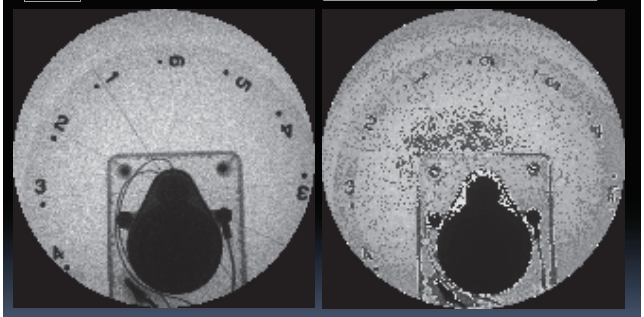
空間（平滑化）フィルタ



線形フィルタのサンプル

原画

リカーシブフィルタ（係数 0.6）



ランダムノイズ低減の基本手法の不満な点

リカーシブフィルタ（単純フレーム平均）	線形空間フィルタ（平滑化フィルタ）
ランダムノイズは低減するが、動く信号のコントラストも低下させてしまう	ランダムノイズは低減するが、細かい信号のコントラストも低下させてしまう

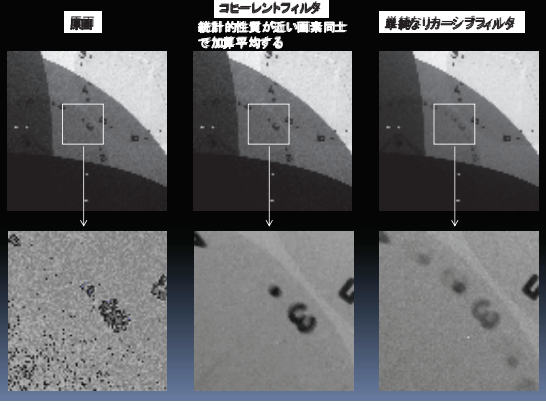
信号とノイズを分けて個別に処理する必要がある

- 先見情報に基づいてパターン認識などで信号と背景と弁別するタイプ
- ノイズと信号の一般的性質の差を検知しながらフィルタを変えるタイプ

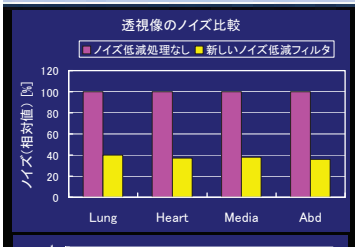
これらは、「エッジ保存型ノイズ低減処理」と呼ばれる

実際に応用きれている処理例

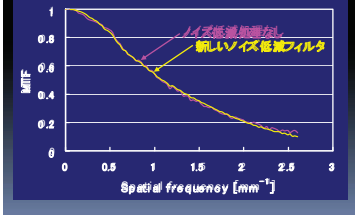
観察対象を限定せず、信号と背景を局所の統計的性質で弁別する処理



実際に応用されている処理例　1　（フィルタの効果）



画像の明るさによらずノイズを約40%にすることができた。



このフィルタを適用してもMTFの劣化はなかった。

現在研究途上の処理例

線状信号が観察しにくい透視画像（シミュレーションで作成）

矩形領域のテンプレートによるマッチング信号

統計検定量（T値）

CNR： 1.3

線状信号

背景領域： ノイズの平滑化

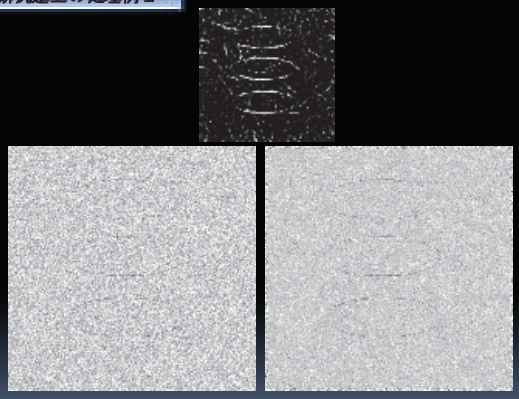
背景領域： （原画のハイパス処理）×0.7

CNR： 2.6

CNR： 1.3

CNRは同じでも、背景処理の方法で画質改善する期待があることが確認された

現在研究途上の処理例２



原画

背景ノイズを高周波化してさらにノイズ量を約 70%に抑えた結果

なぜノイズが細かいと線状信号が見やすくなるのか？

～ Statistical Decision Theory Model（SDTM）からの説明～

◆大きい信号を見る場合

信号の周りのノイズは、広い範囲で平滑化して見ている。

◆小さい信号を見る場合

信号の周りのノイズは、狭い範囲で平滑化し、細かいノイズとして見ている。

「信号を見るとき知覚の過程で、信号と同じ周波数特性をもつフィルタをノイズに自然にかけている」と考えると大変うまく説明できる。

実際、この考え方は放射線画像分析でよく使われる。

Statistical Decision Theory Model（統計的決定理論モデル）

信号

視覚系の周波数特性

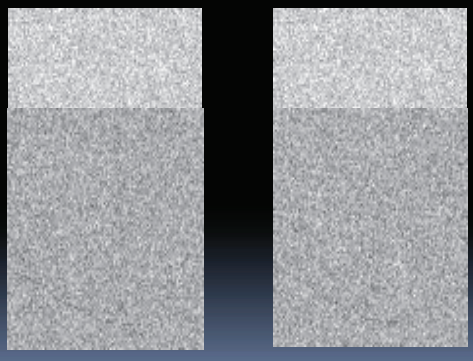
$$SNR_{SD}^{\ 2} = \frac{\left(\int S^2(f)\cdot V^2(f)df\right)^2}{\int \left(N(f)\cdot V^2(f)\right)\left(S^2(f)\cdot V^2(f)\right)df}$$

ノイズのパワースペクトル

ここに信号特性がフィルタのように入る

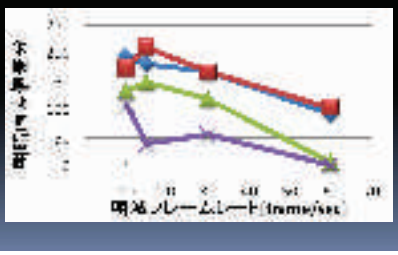
SNR_{SD} が同じ画像例

右と左のどちらの画像が線が見やすいでしょうか？



なぜノイズが速く動くと線状信号が見やすくなるのか？

ヒトの視覚系は速い動きを正しいレベルで感知できない。つまり、時間方向に平滑化フィルタをかけて知覚する。



画像上のランダムノイズを低減させるには？

- **ノイズ量（ノイズの標準偏差）を低減させる。**

物理的な低減。
普通、ノイズ低減とはこのことを指す。

- **ノイズの周波数特性を相対的に増強する。**

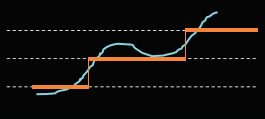
知覚的な低減。
画像技術に通用するノイズ低減の一方式。

- **ノイズをダイナミックに高速で動かす。**

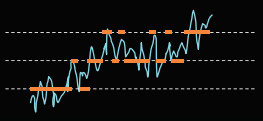
知覚的な低減。
画像技術に通用するノイズ低減の一方式。

ノイズの利用（一般的なもの）

工学的には、量子化ノイズの低減法や、いわゆる心地よい 1/f ゆらぎを形成したインターフェース技術などが知られている。



同一信号が継続的に発生するような場合、ノイズがなければデジタル化するときに誤差が生じる。



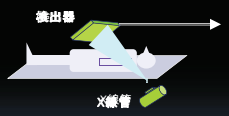
ランダムノイズを重畳させて計測を何度も行って平均すると、量子化レベル以下の精度で信号がデジタル化できる。

ノイズの利用（X線技術特有）

X線のフォトン数がポアソン分布に従うことを利用

期待値 $\lambda = np$　　**分散** $\sigma^2 = np$

画像レベルを計測すると、ノイズ量が推定できる！



透視

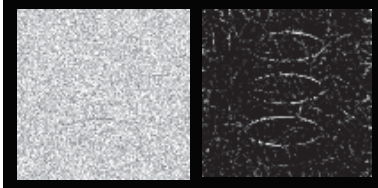
ある場所の SNR = 10 だった。
MTFでノイズが少し減っていることを補正すると、X線光子数は 50個/画素

DSA では管電圧を下げてコントラストをあげ、さらに SNR を10 倍にしたい

DSA

70kVで光子数を 5000個にすればよいので、テーブルをひいて mAsを決めれば良い！！

ノイズの利用（画像処理の例）



パターン認識には誤認もある

ノイズの少ない画像

適度なノイズがある画像

アーチファクトを目立たせないようにして、オペレータに違和感を与えないようにすることは重要。

第15回夏季学術大会 画像情報研究会 教育講演Ⅲ

テーマ： 逐次近似法を理解しよう!

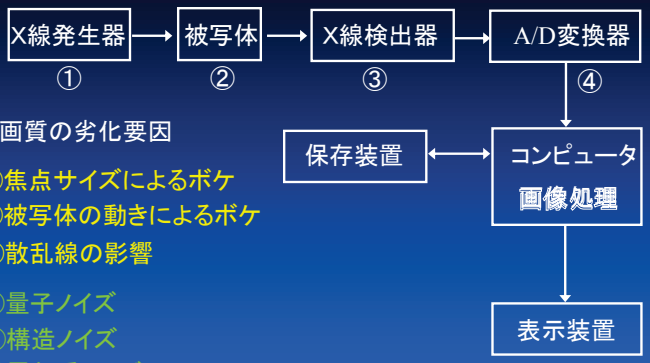
「 フィルタによる画質改善 』

広島国際大学 保健医療学部
診療放射線学科 川下郁生

本講演の内容

1. 画質劣化のモデル
2. 画質改善策
3. ボケ補正のための鮮鋭化
4. ノイズ低減のための平滑化
5. まとめ

DRシステムの基本構成

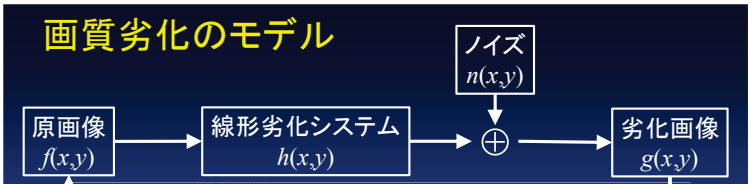


主な画質の劣化要因

①焦点サイズによるボケ
②被写体の動きによるボケ
②散乱線の影響

①量子ノイズ
③構造ノイズ
③電気系ノイズ
③光量子ノイズ
④量子化誤差

画質劣化のモデル



$$g(x,y) = \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} h(x-x', y-y') f(x', y')\,dx'dy' + n(x,y)$$

$$G(u,v) = H(u,v)F(u,v) + N(u,v)$$

逆フィルタ $I(u,v) = \dfrac{1}{H(u,v)}$

復元フィルタ $i(x,y)$

ウィーナフィルタ

$$I(u,v) = \frac{1}{H(u,v)} \frac{|H(u,v)|^2}{|H(u,v)|^2 + |N(u,v)|^2/|F(u,v)|^2}$$

ディジタル画像のMTF

$$MTF_{overall}(u,v) = \left| MTF_{det}(u,v) \sum_{n}\sum_{m} \delta\left(u - \frac{n}{\Delta x}, v - \frac{m}{\Delta y}\right) \right| MTF_{disp}(u,v)$$

$MTF_{overall}(u,v)$ オーバーオールMTF
$MTF_{det}(u,v)$ 検出器のMTF（アナログ）
$MTF_{sampling}(u,v)$ サンプリングアパーチャのMTF
$\sum_{n}\sum_{m} \delta\left(u - \frac{n}{\Delta x}, v - \frac{m}{\Delta y}\right)$ 標本化関数の周波数スペクトル
$MTF_{filter}(u,v)$ フィルタのMTF
$MTF_{disp}(u,v)$ ディスプレイのMTF

画質改善策

- 逆フィルタはノイズが考慮されていない。
  処理過程でノイズが発生する場合は使用不可能
- ウィーナフィルタは検出器のボケ補正に有効。
  ノイズ対策のため高周波成分が抑制される。

➡ 画質劣化を完全に復元できる手段はない。

ボケ補正（鮮鋭化）と平滑化（ノイズ抑制）を
組み合わせて行う必要がある。

画質改善策

ボケ補正：　鮮鋭化処理

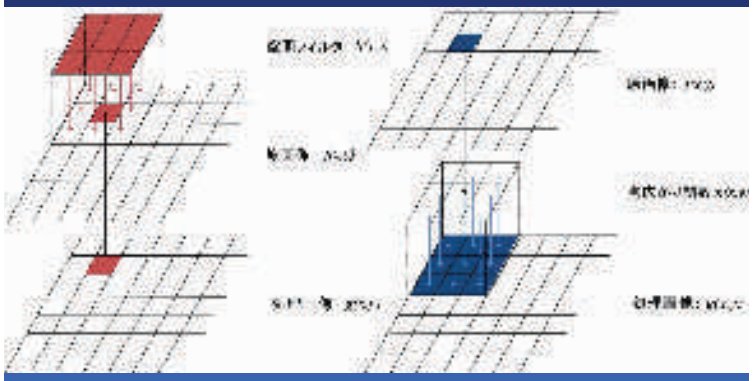
空間フィルタ	空間周波数フィルタ
・ボケマスクフィルタ	・ボケマスクフィルタ
・鮮鋭化フィルタ	・高周波強調フィルタ

ノイズ低減：　平滑化処理

空間フィルタ	空間周波数フィルタ
・ガウシアンフィルタ	・ガウシアンフィルタ
非線形 ・メディアンフィルタ	・バターワースフィルタ
・バイラテラルフィルタ	
・逐次近似フィルタ（TV法）	

空間フィルタと点広がり関数の関係

- PSFによるボケの発生と空間フィルタの畳み込み積分は同じ意味を持つ。



空間フィルタ：　ボケマスク処理

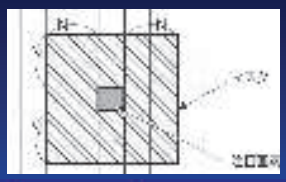
$S = Sorg + \beta(Sorg - Sus)$

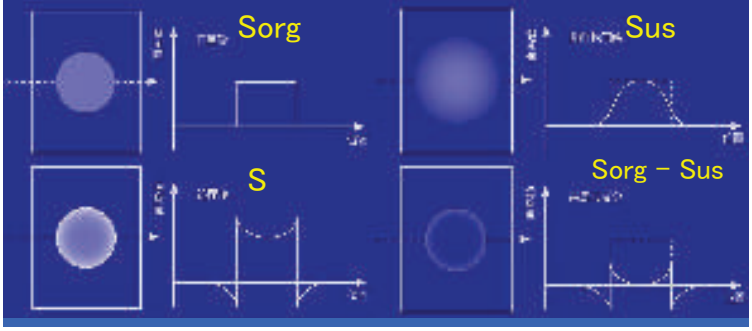
S　：周波数処理後信号

Sorg：原画像信号

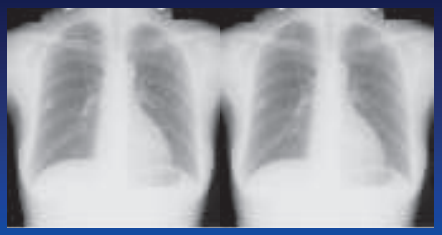
Sus　：非鮮鋭画像信号

β　：強調係数

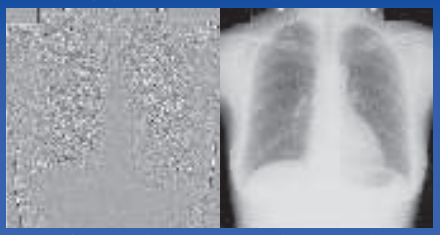




平均値フィルタ（3x3）を用いたボケマスク処理

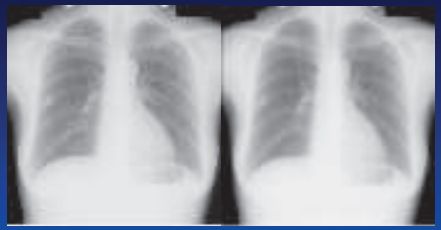


原画像　　平滑化画像（3x3平均値フィルタ）

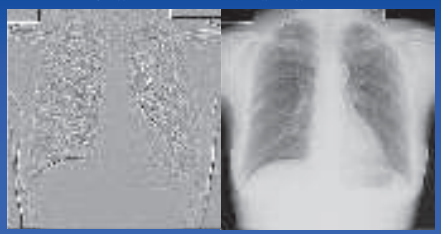


高空間周波数成分　　ボケマスク処理画像

平均値フィルタ（7x7）を用いたボケマスク処理

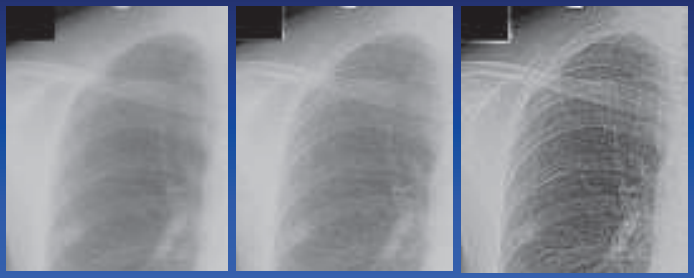


原画像　　平滑化画像（7x7平均値フィルタ）



高空間周波数成分　　ボケマスク処理画像

ボケマスク処理

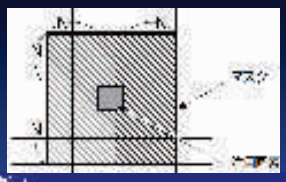


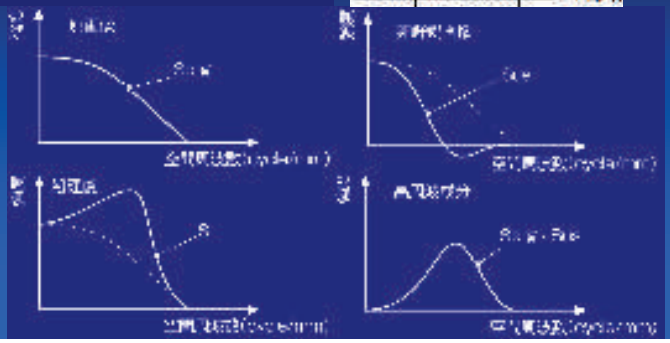
原画像　　USM（3x3）　　USM（7x7）

空間周波数フィルタ　ボケマスク処理

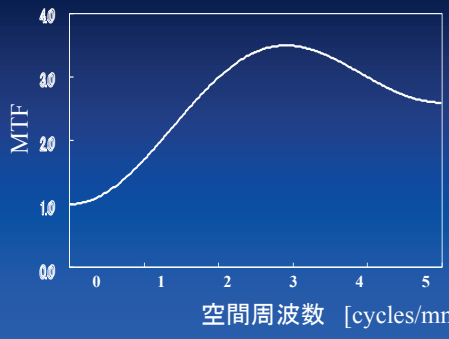
$S = Sorg + \beta(Sorg - Sus)$

S　　：周波数処理画像信号
Sorg：原画像信号
Sus　：非鮮鋭画像信号
β　：空間係数

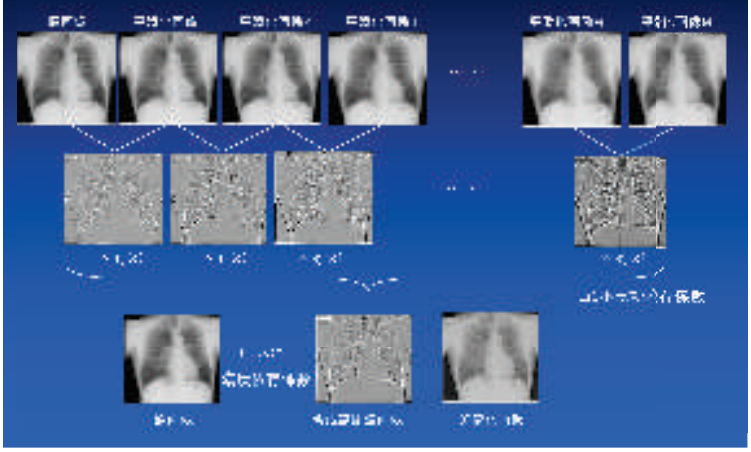




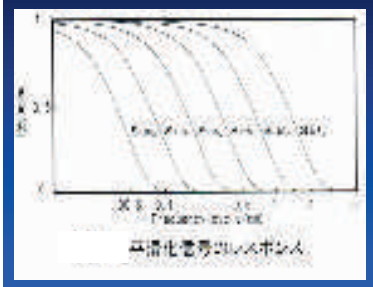
ボケマスク処理のMTF

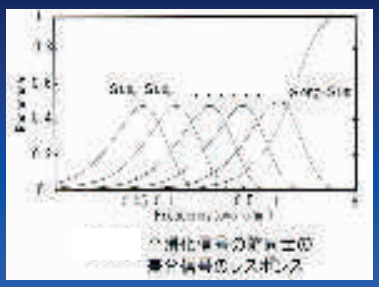


マルチ周波数処理の概要

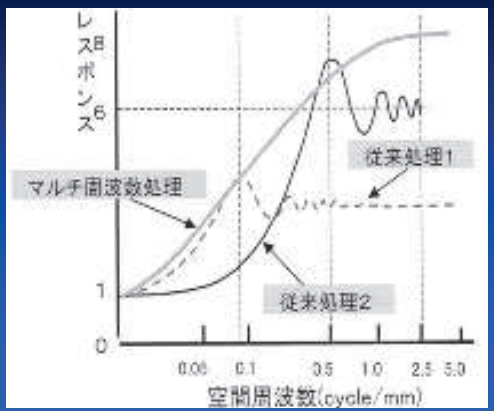


マルチ周波数処理のレスポンス



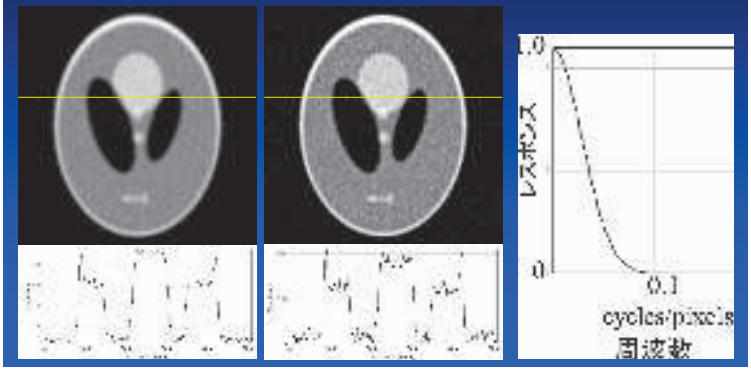


マルチ周波数処理の周波数特性



ボケ補正のための鮮鋭化のまとめ

- 鮮鋭化処理である程度のボケ補正が可能。
- レスポンスが0となるボケ関数の補正は困難。
- 高周波成分のノイズも強調してしまう。

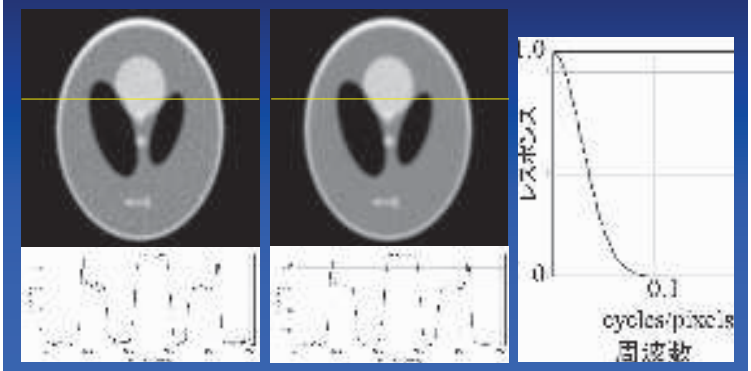


ノイズ低減のための平滑化

- ガウシアンフィルタ
- バターワースフィルタ
- メディアンフィルタ
- 逐次近似フィルタ（TV法）

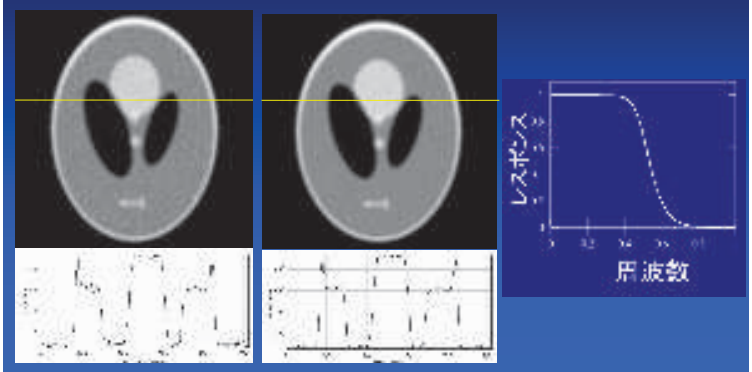
ガウシアンフィルタ

- 代表的な線形の平滑化フィルタのひとつ。
- 実空間、周波数空間いずれもガウス分布状となる。



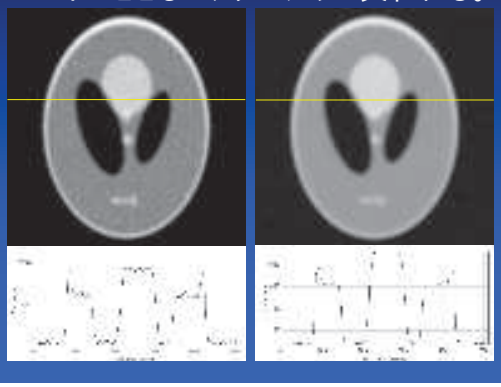
バターワースフィルタ

- 核医学画像再構成の前処理フィルタのひとつ。
- レスポンスカーブの形状を調節しやすい。



メディアンフィルタ

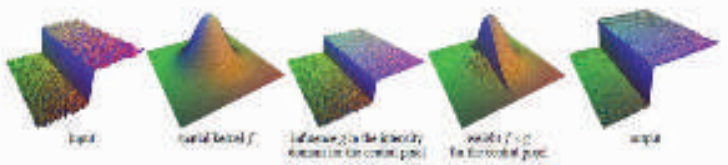
- スパイク状ノイズの除去効果が高い。
- エッジがぼけにくい。
- ランダムノイズとともにテクスチャが失われる。



バイラテラルフィルタ

座標に対する正規分布の重み　　画素値に対する正規分布の重み

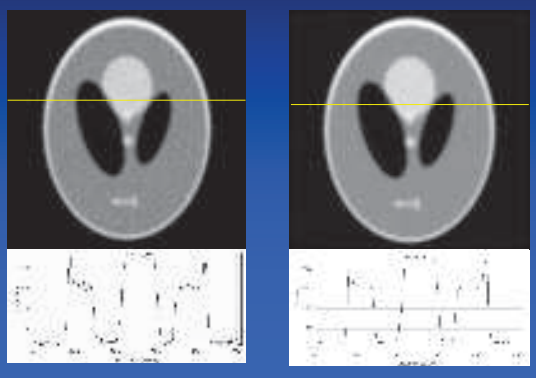
$$g(i,j)=\frac{\sum_{m=-n}^{n}\sum_{n=-n}^{n} f(i+m,j+n)\exp\left(-\frac{m^2+n^2}{2\sigma_d^2}\right)\exp\left(-\frac{\|f(i,j)-f(i+m,j+n)\|^2}{2\sigma_r^2}\right)}{\sum_{m=-n}^{n}\sum_{n=-n}^{n}\exp\left(\frac{m^2+n^2}{2\sigma_d^2}\right)\exp\left(\frac{\|f(i,j)-f(i+m,j+n)\|^2}{2\sigma_r^2}\right)}$$



http://scien.stanford.edu/pages/labsite/2006/psych221/projects/06/imagescaling/bilati.htmlより

バイラテラルフィルタ

- 正規分布の重み付きガウシアンフィルタ
- 二つのσの値が大きすぎるとテクスチャも失われる。



逐次近似フィルタ：　TV（total variation）法

第1項：TV値の総和（骨格部=エッジ成分）
TV値 = |全画素の$div(x,y)$の総和値|
$div(x,y)$ = |2−7|+|2−8|+|2−6|+|2−4|
+|2−7|+|2−6|+|2−3|+|2−9|

7	8	6
4	2	7
6	3	9

画像データ

最小になるuが復元画像 ← $\min_u \left(\int |\nabla u|\, dx + \frac{1}{2\lambda} \int (u-u_0)^2 dx \right)$

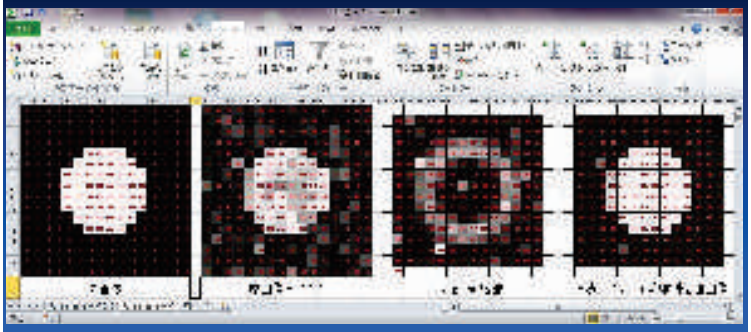
調整パラメータ

u：復元画像
u_0：原画像

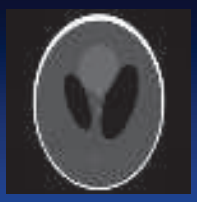
第2項：原画像との差異の総和（テクスチャ部）
画像の高周波成分 = ノイズと考える。

辻岡勝美：逐次近似画像フィルタとしてのTV法　INNERVISION(28.5), 122-123,2013

Excelのソルバー機能によるTV法の処理例



逐次近似フィルタ：　TV（total variation）法


原画像

ノイズ加算画像

TV法 weight = 0.2

TV法 weight = 0.4

TV法 weight = 0.6

TV法 weight = 0.8

逐次近似フィルタ：　TV（total variation）法

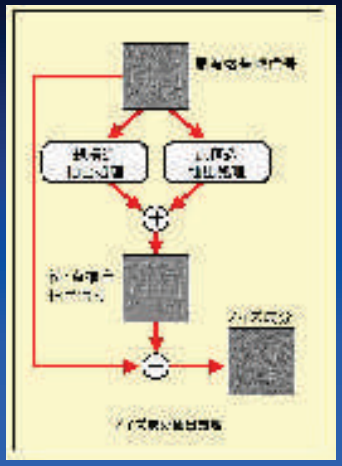
テクスチャを加算した原画像

TV法処理画像

逐次近似フィルタ：　TV（total variation）法

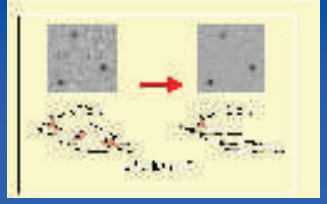
- エッジ保存型の非線形平滑化フィルタ
- 最小化問題の解を求めるために処理時間を要する。
- エッジを除く高周波成分はノイズとして抑制される。
（ランダムノイズとともにテクスチャが失われる。）
- 一般的なTV法では保存される情報がエッジのみ。
医療分野では、線や点構造も保存対象とすべき。
- 保存対象の陰影の大きさを選択できるような改良が望まれる。（wavelet　など）

CRのノイズ抑制処理の例



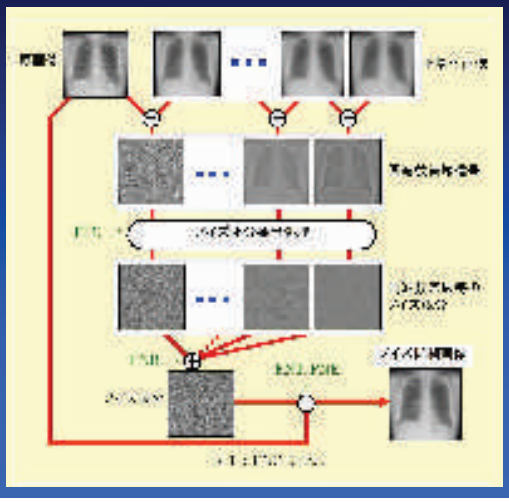
線に沿った方向にボカす。

ある閾値以上の強度がある点信号を残す。



FCR解説書より引用

ノイズ低減処理とマルチ周波数処理の関係



FCR解説書より引用

まとめ

- 画質改善のためのフィルタ処理を中心に解説した。
- 現在注目されている**逐次近似フィルタ（TV法）**は、エッジを保存しながらノイズを低減できるが、**テクスチャの情報も失われることに注意**を要する。
- TV法にはさらに改良の余地がある。将来的には医療分野でも広く用いられる可能性が高い。

ご清聴ありがとうございました。

「逐次近似法の基礎と少数投影からの圧縮センシングによる画像再構成」

首都大学東京　篠原広行

X 線 CT（CT），磁気共鳴イメージング（MRI），陽電子放射型断層撮影（PET），単光子放射型断層撮影（SPECT）では，投影切断面定理に基づく解析的画像再構成法のフィルタ補正逆投影法（FBP 法）が用いられている．一方，PET，SPECT では，光子の計測がポアソン分布に従うことを考慮した統計的画像再構成法の最尤推定－期待値最大化（ML-EM）法，その高速演算を実現した OS-EM 法が開発された．PET，SPECT は少ない計数値に起因する統計雑音の影響を強く受けるが，ML-EM 法（OS-EM 法）は FBP 法に比較し統計雑音を抑制でき臨床に広く用いられている．

逐次近似画像再構成法は，仮定した画像（初期画像）から計算される投影（順投影）と計測データ（投影データ）を比較し，その差を反復計算で次第に縮小し再構成画像を得る．今日では様々な逐次近似画像再構成法が CT に普及し，MRI について研究されている．本講演の前半では，はじめに，FBP 法について Ramp フィルタ，Shepp-Logan フィルタ，Ramp-Hanning フィルタによる再構成像の分解能と雑音増幅係数の関係を述べる．次に，代数的逐次近似法，最小二乗法の特異値分解を用いた解法，最小二乗法の逐次近似解を紹介し，FBP 法と最小二乗法の関係について一般化逆行列を用い整理する．その後，ML-EM 法，OS-EM 法の原理と再構成像を示す．

後半では，近年の情報科学の発展によって注目されている圧縮センシングを用いた画像再構成について概説する．CT の投影は直線サンプリング数と投影角度数（ビュー数）によって特徴づけられる．直線サンプリング数は 1 投影角度あたりの投影数を示す．投影角度数は被写体の周囲 360 度あるいは 180 度についてどのくらいの投影を収集するかを示す．FBP 法における逆投影に伴う線状のアーチファクトを抑制するには，標本化定理から投影角度数 M は直線サンプリング数 N よりも多く必要なことが知られている．少数投影からの圧縮センシング（Compressed Sensing: CS）による画像再構成が CT や MRI において大きな関心を集めるようになった．圧縮センシングによって原画像が疎の性質をもつ画像（非ゼロの画素数が少ない画像でスパース画像という）に変換される場合には，少ない投影角度数から画像再構成を行える．例えば，Shepp-Logan ファントムは微分し勾配画像にすると，原画像よりもゼロを多く含むスパース画像に変換される．

圧縮センシングによる画像再構成のキーポイントは，原画像がスパース画像に変換可能なことである．この変換には全変動（Total Variation : TV）やウエーブレット変換などが用いられる．TV は画像の全変動を示す指標であり，雑音を抑制する手法として画像処理に用いられている．はじめに，圧縮センシングにおいて重要な役割を果たす L1 ノルム（ベクトルの大きさを測る尺度をノルムと呼び，L1 ノルムはベクトルの成分の絶対値を足し算したもの），TV について述べる．次に，TV ノルムを正則化に用いた圧縮センシングによって，直線サンプリング数 N = 256，投影角度数 M =16 /180 度から Shepp-Logan ファントムの再構成像が得られることを示す．

1）フィルタ補正逆投影法（FBP 法）
2）代数的逐次近似法
3）最小二乗法と特異値分解
4）最小二乗法の逐次近似解
5）統計的逐次近似法
6）L1 ノルムと全変動（Total Variation: TV）
7）圧縮センシングによる画像再構成

日本放射線技術学会　中国・四国部会
画像情報研究会
平成26年7月6日　岡山大学

逐次近似法の基礎と圧縮センシングによる少数投影からの画像再構成

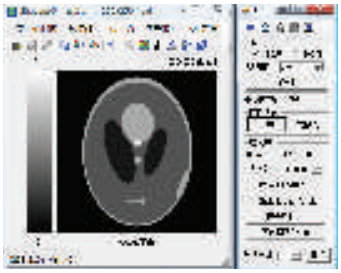
首都大学東京　　篠原広行

内容

1) フィルタ補正逆投影法（FBP法）
2) 代数的逐次近似法
3) 最小二乗法と特異値分解
4) 最小二乗法の逐次近似解
5) 統計的逐次近似法
6) L_1ノルムと全変動（Total Variation: TV）
7) 圧縮センシングによる画像再構成

プログラム開発

C言語開発環境　Microsoft Visual Studio 2010 C++
Windows Vista, CPU Core 2 DUO, 4 GBメモリ
画像表示ソフトウエア　Display 058
　開発者　横浜創英大学　橋本雄幸教授

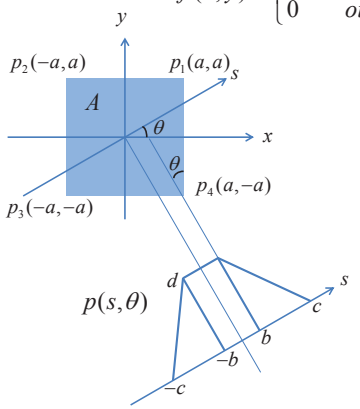


小数点付きの実数画像を扱える．各種画像処理，画像再構成を行える．
研究・教育用に幅広く応用可能なソフトウエア．

1) フィルタ補正逆投影法（FBP法）

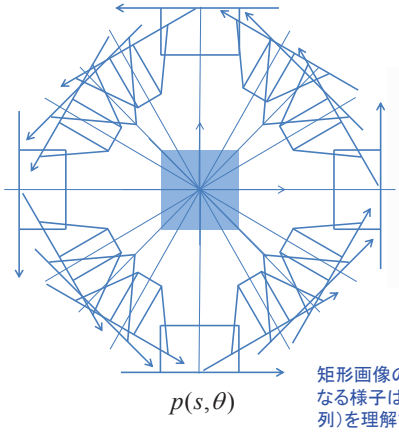
投影

$$f(x,y)=\begin{cases}A & |x|\le a,|y|\le a\\ 0 & otherwise\end{cases}$$



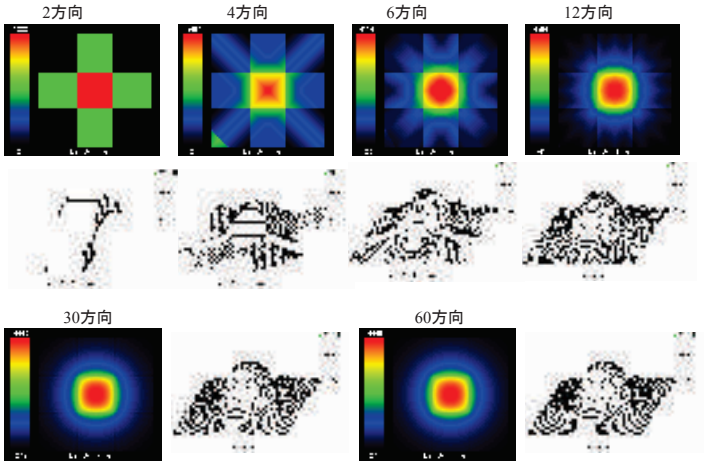
$$c=a\cos\theta+a\sin\theta$$
$$b=a\cos\theta-a\sin\theta$$
$$d=2aA/\cos\theta$$

投影の収集



矩形画像の投影が矩形，台形，二等辺三角形となる様子は，逐次近似法の係数行列（システム行列）を理解する上でも重要．

逆投影（Back Projection: BP）



フィルタ補正逆投影法（FBP法）

逆投影の点広がり関数　PSF　$h(x,y)=\dfrac{1}{\sqrt{x^2+y^2}}=\dfrac{1}{r}$

PSFの2次元フーリエ変換

$$H(u,v)=\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty}h(x,y)e^{-i2\pi(ux+vy)}dxdy=\frac{1}{\sqrt{u^2+v^2}}=\frac{1}{k}$$

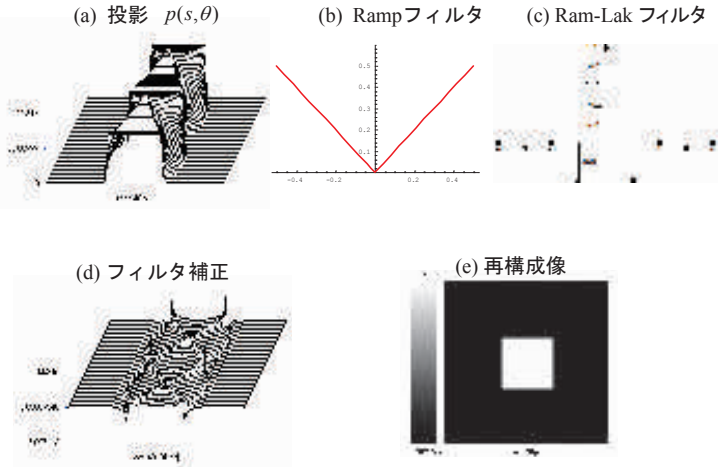
Rampフィルタ補正と逆投影

$$f(x,y)=\int_0^{\pi}\left\{\int_{-\infty}^{\infty}P(k,\theta)|k|e^{i2\pi ks}dk\right\}d\theta$$

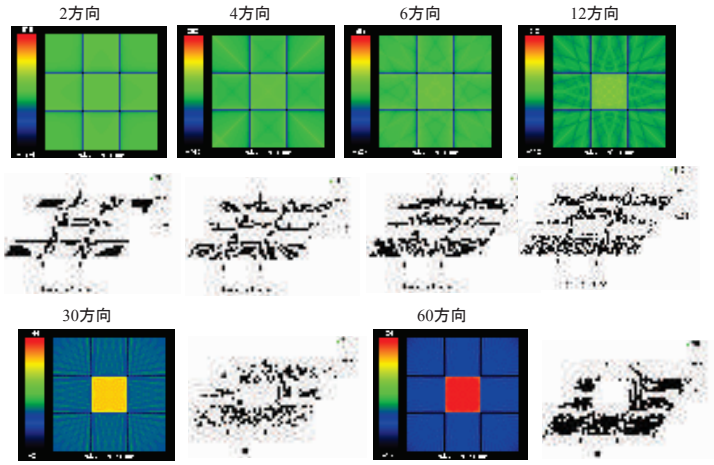
Ram-Lak フィルタ

$$h(ma)=\begin{cases}1/4a^2 & m=0\\ -1/(\pi ma)^2 & m:odd\\ 0 & m:even\end{cases}$$

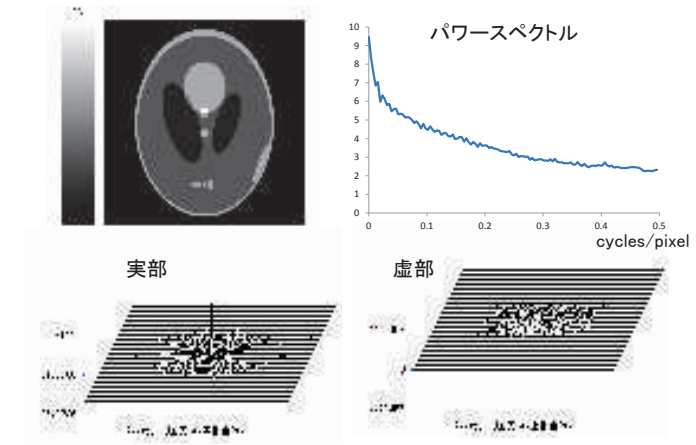
フィルタ補正逆投影法（FBP法）



フィルタ補正逆投影法（FBP法）



Shepp-Loganファントムの周波数成分



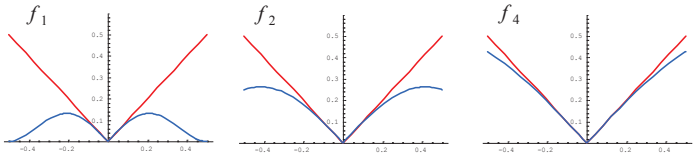
Hanning 関数

$W(k)=0.5+0.5\cos(k\pi/k_m)$　　k_m　ナイキスト周波数 0.5 cycles/pixel

$$\begin{cases}f_4 & W_4(k)=0.5+0.5\cos(k\pi/4k_m)\\ f_2 & W_2(k)=0.5+0.5\cos(k\pi/2k_m)\\ f_1 & W_1(k)=0.5+0.5\cos(k\pi/k_m)\\ f_{0.5} & W_{0.5}(k)=0.5+0.5\cos(k\pi/0.5k_m)\end{cases}$$

$H(k)W(k)=|k|W(k)$

赤：Rampフィルタ
青：Ramp−Hanningフィルタ



画像再構成フィルタの分解能と雑音増幅係数

フィルタ係数の二乗和

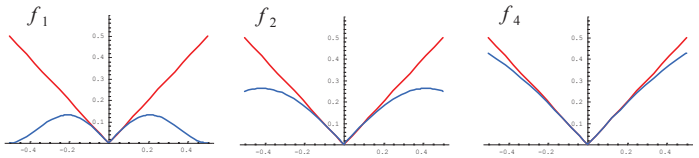
$Ram-Lak$	1/12
f_4	1/14.4
$Shepp-Logan$	1/20
f_2	1/25
f_1	1/133
$f_{0.5}$	1/1066

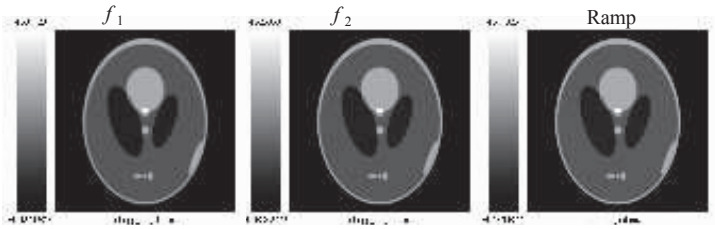
分解能 R とフィルタ補正投影の分散 $\sigma^2(p')$

$$R^3 = \frac{B}{\sigma^2(p')}$$

$Ram-Lak$	1
f_4	0.833
$Shepp-Logan$	0.6
f_2	0.480
f_1	0.090
$f_{0.5}$	0.0113

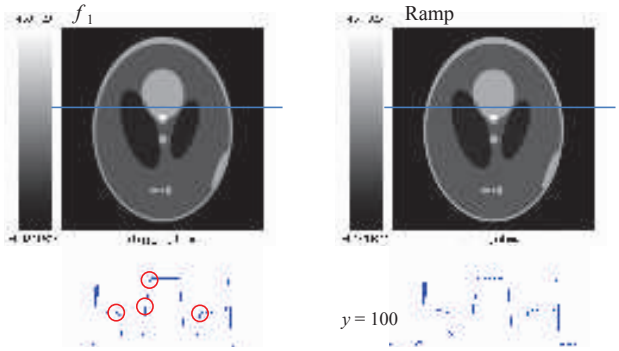
Ramp-Hanningフィルタによる再構成像





逐次近似法の反復回数 ⟶ 高周波数成分の増加

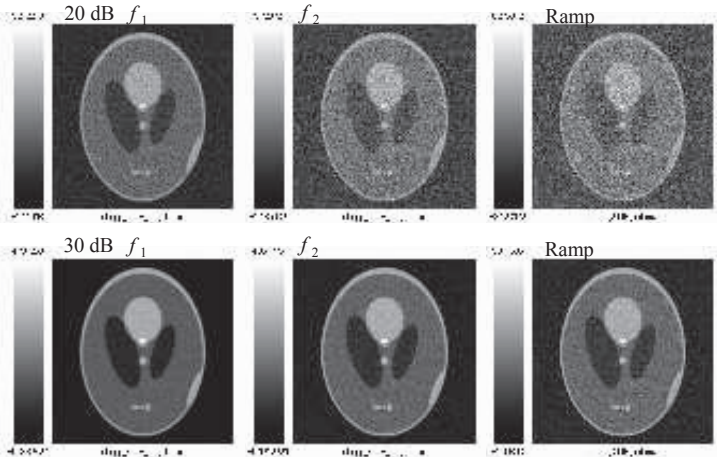
Ramp-Hanningフィルタによる再構成像



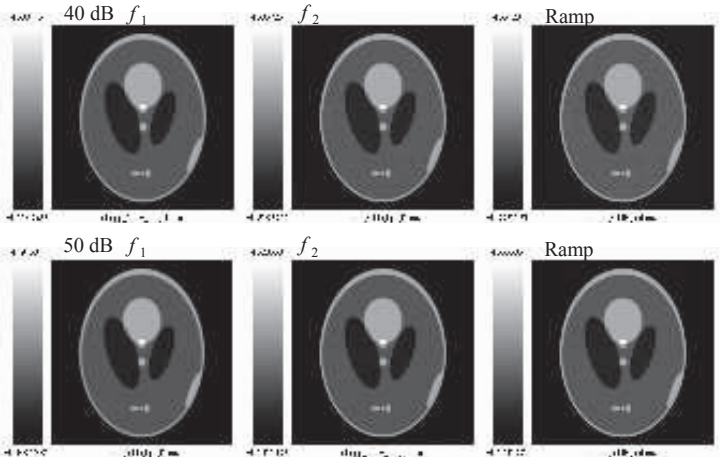
高周波数成分の不足

逐次近似法の反復回数 ⟶ 高周波数成分の増加

Ramp-Hanningフィルタによる再構成像



Ramp-Hanningフィルタによる再構成像

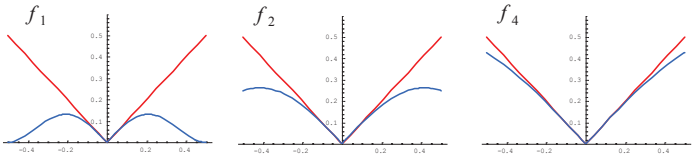


2) 代数的逐次近似法

逐次近似画像再構成法

仮定した画像から計算で求めた投影（順投影）と，実測投影との整合性を反復計算によって高め原画像を再構成する．

反復計算の回数は画像再構成フィルタの幅を広げるのと同じ働き



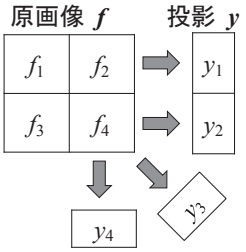
逐次近似法にはFBP法のような画像再構成フィルタの概念がない．逐次近似法は，順投影，逆投影，そして画像と投影の関係を表す，係数行列（システム行列，投影行列）が主要な役割を果たす．

線形連立方程式

$\boldsymbol{f}$　物理量(原画像)

C　係数行列

$\boldsymbol{y}$　計測データ（投影）

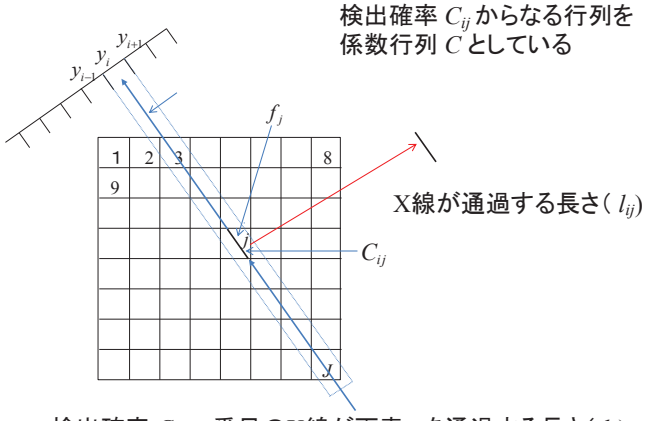


$$C\boldsymbol{f} = \boldsymbol{y}$$

$$\begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & C_{14} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} & C_{24} \\ C_{31} & C_{32} & C_{33} & C_{34} \\ C_{41} & C_{42} & C_{43} & C_{44} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ f_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \end{pmatrix}$$

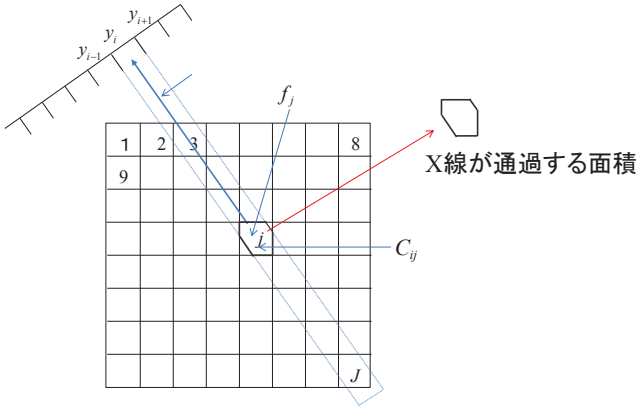
係数行列 C

検出確率 C_{ij} からなる行列を係数行列 C としている



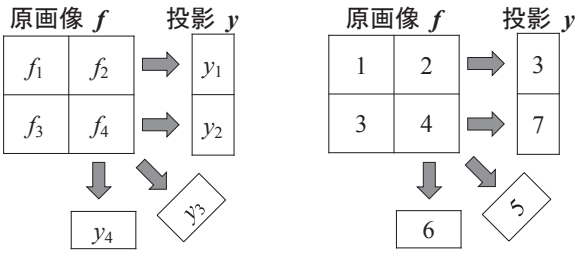
検出確率 C_{ij} : i 番目のX線が画素 j を通過する長さ（l_{ij}）

係数行列 C



検出確率 C_{ij} : i 番目のX線が画素 j を通過する面積

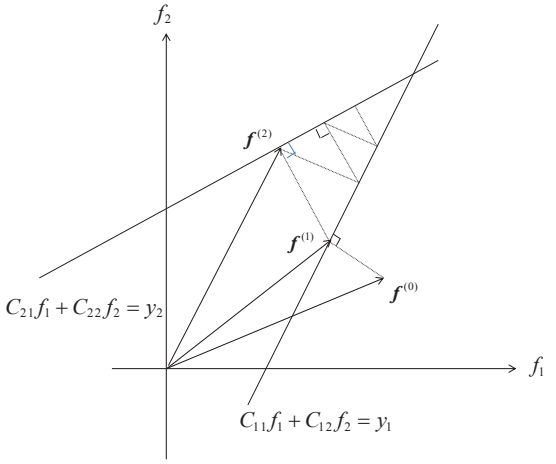
順投影



$$\begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & C_{14} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} & C_{24} \\ C_{31} & C_{32} & C_{33} & C_{34} \\ C_{41} & C_{42} & C_{43} & C_{44} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ f_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 \\ 7 \\ 5 \\ 6 \end{pmatrix}$$

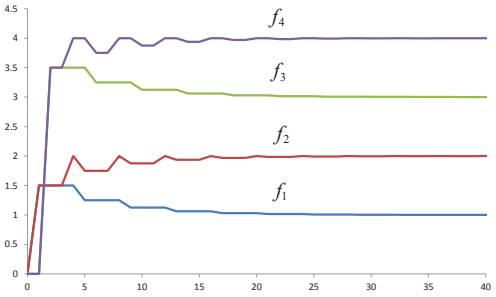
代数的方法(ART法)



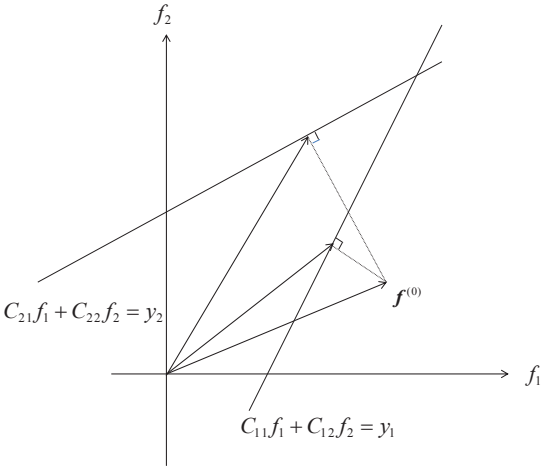
代数的方法(ART法)

$$\underset{C}{\begin{pmatrix}1&1&0&0\\0&0&1&1\\1&0&0&1\\0&1&0&1\end{pmatrix}}\underset{\boldsymbol{f}}{\begin{pmatrix}1\\2\\3\\4\end{pmatrix}}=\underset{\boldsymbol{y}}{\begin{pmatrix}3\\7\\5\\6\end{pmatrix}}$$

$$f_j^{(i)} = f_j^{(i-1)} + \frac{(y_i - \sum_m C_{im} f_m^{(i-1)})C_{ij}}{\sum_m C_{im} C_{im}}$$



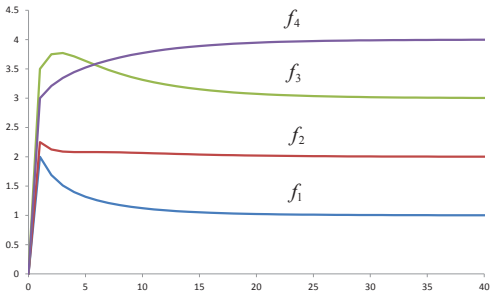
代数的方法(SIRT法)



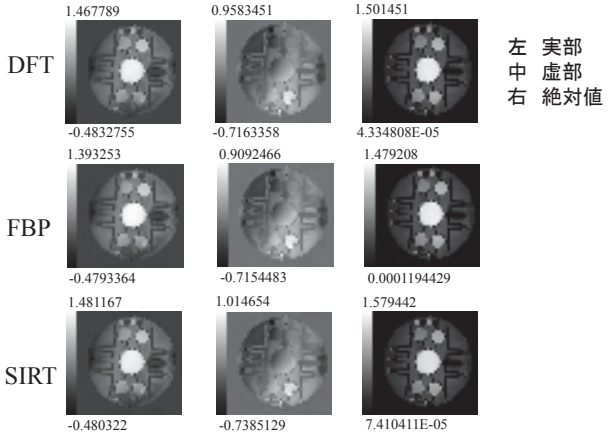
代数的方法(SIRT法)

$$\underset{C}{\begin{pmatrix}1&1&0&0\\0&0&1&1\\1&0&0&1\\0&1&0&1\end{pmatrix}}\underset{\boldsymbol{f}}{\begin{pmatrix}1\\2\\3\\4\end{pmatrix}}=\underset{\boldsymbol{y}}{\begin{pmatrix}3\\7\\5\\6\end{pmatrix}}$$

$$f_j^{k} = f_j^{k-1} + \frac{1}{\sum_i C_{ij}} \sum_i \frac{(y_i - \sum_m C_{im} f_m^{k-1})C_{ij}}{\sum_m C_{im}}$$



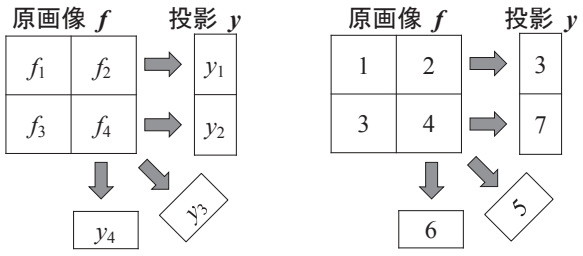
k 空間の極座標変換による MRI 画像再構成



橘 篤志, 他, 日本放射線技術学会雑誌 68: 413-422, 2012

2) 最小二乗法と特異値分解

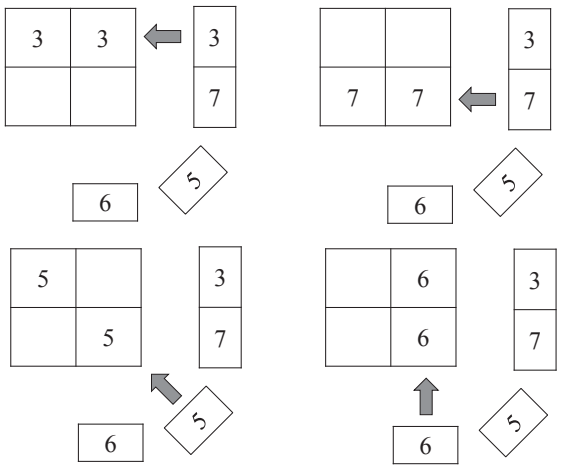
順投影



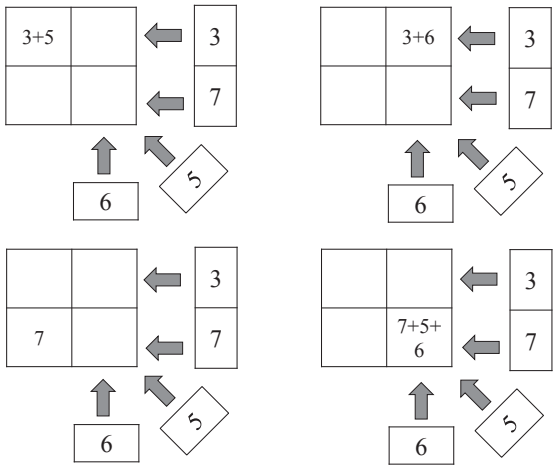
$$\underset{C}{\begin{pmatrix}C_{11}&C_{12}&C_{13}&C_{14}\\C_{21}&C_{22}&C_{23}&C_{24}\\C_{31}&C_{32}&C_{33}&C_{34}\\C_{41}&C_{42}&C_{43}&C_{44}\end{pmatrix}}\underset{\boldsymbol{f}}{\begin{pmatrix}f_1\\f_2\\f_3\\f_4\end{pmatrix}}=\underset{\boldsymbol{y}}{\begin{pmatrix}y_1\\y_2\\y_3\\y_4\end{pmatrix}}$$

$$\underset{C}{\begin{pmatrix}1&1&0&0\\0&0&1&1\\1&0&0&1\\0&1&0&1\end{pmatrix}}\underset{\boldsymbol{f}}{\begin{pmatrix}1\\2\\3\\4\end{pmatrix}}=\underset{\boldsymbol{y}}{\begin{pmatrix}3\\7\\5\\6\end{pmatrix}}$$

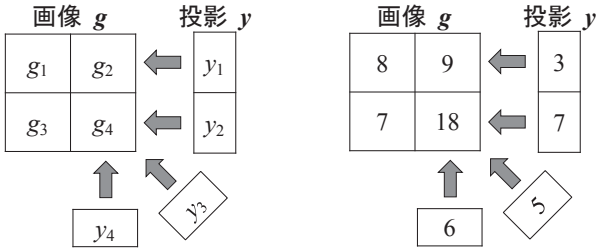
逆投影



逆投影



逆投影



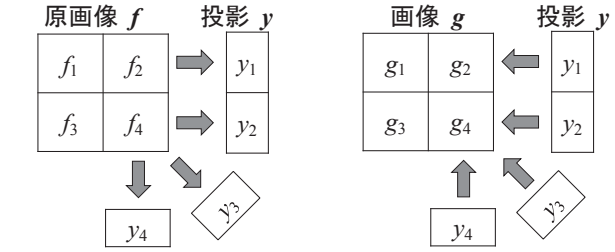
$$C^T \quad \boldsymbol{y} \quad \boldsymbol{g}$$

$$\begin{pmatrix} C_{11} & C_{21} & C_{31} & C_{41} \\ C_{12} & C_{22} & C_{32} & C_{42} \\ C_{13} & C_{23} & C_{33} & C_{43} \\ C_{14} & C_{24} & C_{34} & C_{44} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ g_3 \\ g_4 \end{pmatrix}$$

$$C^T \quad \boldsymbol{y} \quad \boldsymbol{g}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 \\ 7 \\ 5 \\ 6 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 8 \\ 9 \\ 7 \\ 18 \end{pmatrix}$$

順投影と逆投影



$$C \quad \boldsymbol{f} \quad \boldsymbol{y}$$

$$\begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & C_{14} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} & C_{24} \\ C_{31} & C_{32} & C_{33} & C_{34} \\ C_{41} & C_{42} & C_{43} & C_{44} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ f_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \end{pmatrix}$$

$$C^T \quad \boldsymbol{y} \quad \boldsymbol{g}$$

$$\begin{pmatrix} C_{11} & C_{21} & C_{31} & C_{41} \\ C_{12} & C_{22} & C_{32} & C_{42} \\ C_{13} & C_{23} & C_{33} & C_{43} \\ C_{14} & C_{24} & C_{34} & C_{44} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ p_3 \\ p_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ g_3 \\ g_4 \end{pmatrix}$$

フィルタ補正逆投影法と最小二乗法の関係

フィルタ補正逆投影法　　最小二乗法

$$\boldsymbol{f} \approx \{2D\,filter\}\mathrm{B}\{\boldsymbol{y}\} \quad \Longleftrightarrow \quad \boldsymbol{f} \approx \underbrace{(C^T C)^{-1}}_{\text{フィルタ処理}} \underbrace{C^T \boldsymbol{y}}_{\text{逆投影}}$$

$$H(u,v) = \sqrt{u^2 + v^2}$$

$$\boldsymbol{f} \approx \mathrm{B}\{\{1D\,filter\}\{\boldsymbol{y}\}\} \quad \Longleftrightarrow \quad \boldsymbol{f} \approx \underbrace{C^T}_{\text{逆投影}} \underbrace{(CC^T)^{-1} \boldsymbol{y}}_{\text{フィルタ処理}}$$

$$H(k) = |k|$$

FBP法は，はじめに逆投影し次にフィルタ補正するのと，
はじめにフィルタ補正し次に逆投影しても同じ．

最小二乗法の解法 1　特異値分解（SVD）

$$\begin{aligned} C_{11} f_1 + C_{12} f_2 + \quad & C_{1J} f_J = y_1 \\ C_{21} f_1 + C_{22} f_2 + \quad & C_{2J} f_J = y_2 \\ & \vdots \\ C_{I1} f_1 + C_{I2} f_2 + \quad & C_{IJ} f_J = y_I \end{aligned} \qquad C\boldsymbol{f} = \boldsymbol{y}$$

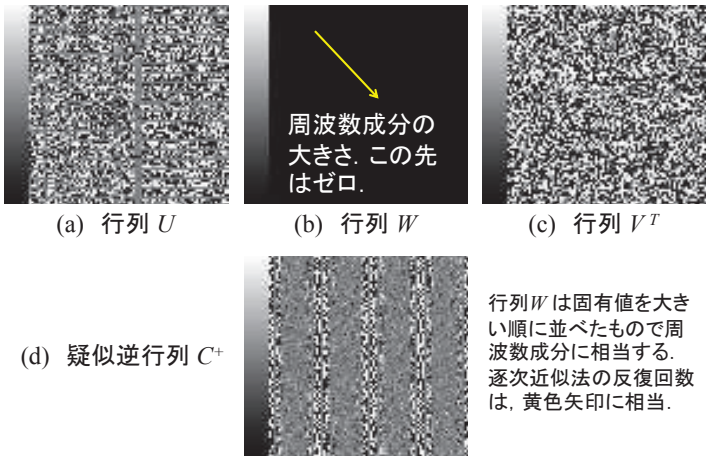
評価関数　$Q(\boldsymbol{f}) = \| C\boldsymbol{f} - \boldsymbol{y} \|_2^2 = (C\boldsymbol{f} - \boldsymbol{y})^T (C\boldsymbol{f} - \boldsymbol{y})$

誤差の二乗和

評価関数の偏微分　$\dfrac{\partial Q(\boldsymbol{f})}{\partial \boldsymbol{f}} = 2C^T (C\boldsymbol{f} - \boldsymbol{y}) = 0$

画像再構成　$\boldsymbol{f} \approx (C^T C)^{-1} C^T \boldsymbol{y}, \quad C = UWV^T$

特異値分解の固有値と逐次近似法の反復回数

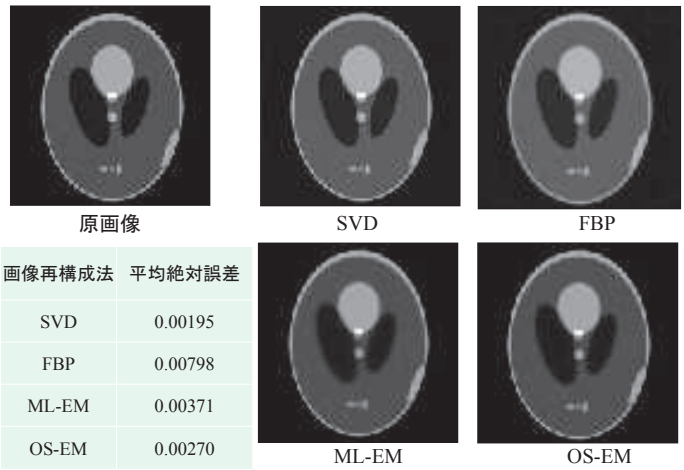


(a) 行列 U　(b) 行列 W　(c) 行列 V^T

(d) 疑似逆行列 C^+

行列Wは固有値を大きい順に並べたもので周波数成分に相当する. 逐次近似法の反復回数は, 黄色矢印に相当.

特異値分解(SVD)による画像再構成



原画像　SVD　FBP　ML-EM　OS-EM

画像再構成法	平均絶対誤差
SVD	0.00195
FBP	0.00798
ML-EM	0.00371
OS-EM	0.00270

3) 最小二乗法の逐次近似解

最小二乗法の解法 2　逐次近似法

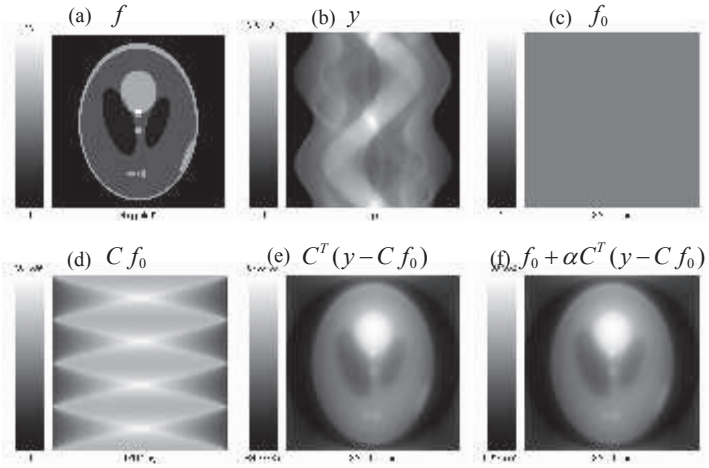
評価関数　$Q(\boldsymbol{f}) = \| C\boldsymbol{f} - \boldsymbol{y} \|_2^2 = (C\boldsymbol{f} - \boldsymbol{y})^T (C\boldsymbol{f} - \boldsymbol{y})$

誤差の勾配　$\boldsymbol{g} = -\frac{1}{2}\frac{\partial Q(\boldsymbol{f})}{\partial \boldsymbol{f}} = C^T(\boldsymbol{y} - C\boldsymbol{f})$

反復式　$\boldsymbol{f}_{k+1} = \boldsymbol{f}_k + \alpha_k \boldsymbol{g}_k, \quad \boldsymbol{g}_k = C^T(\boldsymbol{y} - C\boldsymbol{f}_k)$

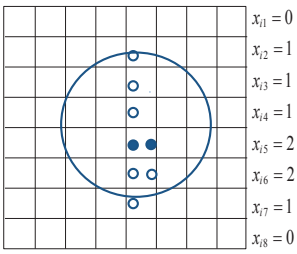
勾配法
最急降下法
共役勾配法

最小二乗法の解法 2　逐次近似法

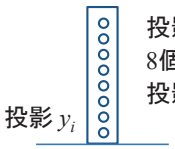


4) 統計的方法

完全データ x_{ij} と不完全データ y



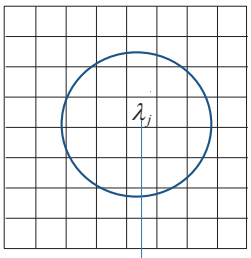
x_{ij} は画素 j から検出器 i に入射する光子数
（完全データ：観測できない）



投影データ y : 不完全データ
8個の光子がどこの画素から入射したかは不明
投影は完全データ x_{ij} の和として計測される

$$y_i = x_{i1} + x_{i2} + x_{i3} + x_{i4} + x_{i5} + x_{i6} + x_{i7} + x_{i8}$$

完全データ x_{ij}

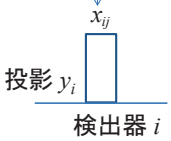


画素 j から検出器 i に入射する光子数

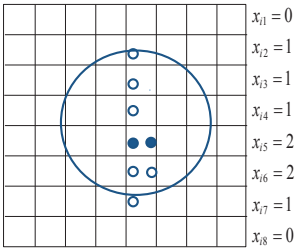
$$P(x_{ij}) = e^{-\bar{x}_{ij}} \frac{(\bar{x}_{ij})^{x_{ij}}}{x_{ij}!} = e^{-C_{ij}\lambda_j} \frac{(C_{ij}\lambda_j)^{x_{ij}}}{x_{ij}!}$$

$\bar{x}_{ij}$　期待値（平均値）
C_{ij}　検出確率

完全データはポアソン分布

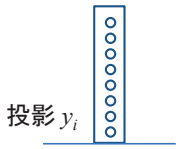


投影 y_i が得られる同時確率



投影 y_i は完全データの和であるからポアソン分布になる.

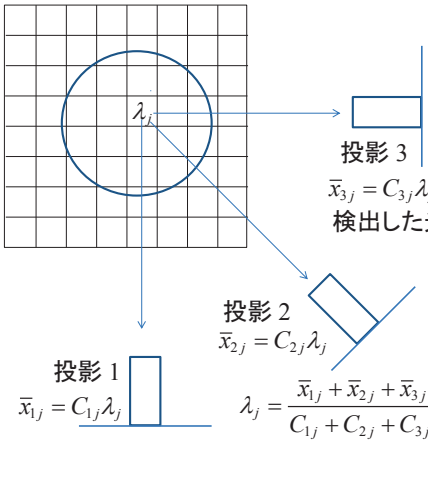
$$y_i = x_{i1} + x_{i2} + \cdots + x_{i7} + x_{i8}$$



平均　$C_{i1}\lambda_1 + C_{i2}\lambda_2 + \cdots + C_{i8}\lambda_8 = \sum_{j=1}^{8} C_{ij}\lambda_j$

$$P(y_i) = e^{-\sum_j C_{ij}\lambda_j} \frac{\left(\sum_j C_{ij}\lambda_j\right)^{y_i}}{y_i!}$$

完全データ x_{ij} の平均 $\bar{x}_{ij}$ が既知の場合の λ_j の推定



$$\lambda_j = \frac{\bar{x}_{1j} + \bar{x}_{2j} + \bar{x}_{3j} + \cdots + \bar{x}_{nj}}{C_{1j} + C_{2j} + C_{3j} + \cdots + C_{nj}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \bar{x}_{ij}}{\sum_{i=1}^{n} C_{ij}}$$

λ_j の最尤推定

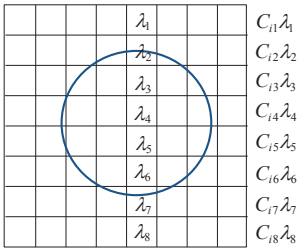
$$\lambda_j = \frac{\bar{x}_{1j} + \bar{x}_{2j} + \bar{x}_{3j} + \cdots + \bar{x}_{nj}}{C_{1j} + C_{2j} + C_{3j} + \cdots + C_{nj}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \bar{x}_{ij}}{\sum_{i=1}^{n} C_{ij}}$$

上式の平均 $\bar{x}_{ij}$ の代わりに仮想的な観測量として導入した完全データ x_{ij} を用いた

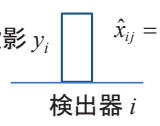
$$\hat{\lambda}_j = \frac{x_{1j} + x_{2j} + x_{3j} + \cdots + x_{nj}}{C_{1j} + C_{2j} + C_{3j} + \cdots + C_{nj}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_{ij}}{\sum_{i=1}^{n} C_{ij}}$$

が λ_j の最尤推定になる.

投影 y_i が得られたもとでの完全データの事後推定



$\hat{x}_{ij}$　完全データの推定値　$\sum_{m=1} C_{im}\lambda_m$



$$\hat{x}_{ij} = \frac{y_i C_{ij}\lambda_j}{\sum_{m=1} C_{im}\lambda_m}$$

事後（MAP）推定

ML-EM 式の成り立ち

$$\hat{\lambda}_j = \frac{\sum_{i=1} x_{ij}}{\sum_{i=1} C_{ij}} = \frac{x_{1j} + x_{2j} + x_{3j} + \cdots + x_{nj}}{C_{1j} + C_{2j} + C_{3j} + \quad + C_{nj}}$$

$\hat{\lambda}_j^{k+1}$

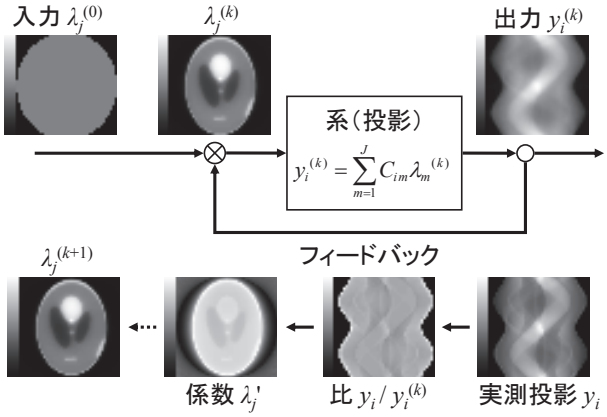
$$\hat{x}_{ij} = \frac{y_i C_{ij} \lambda_j}{\sum_{m=1} C_{in} \lambda_m}$$

$\hat{\lambda}_j^{k}$

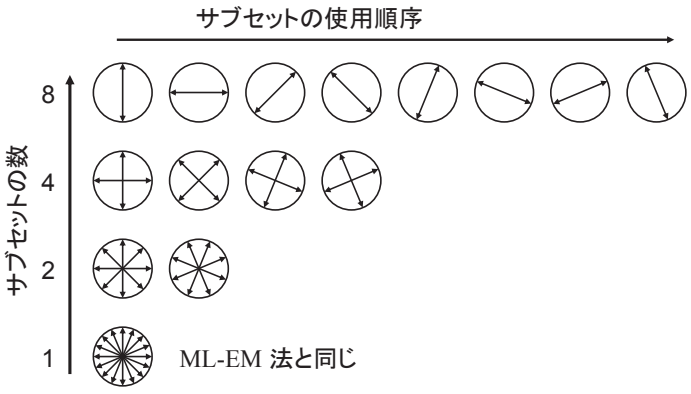
$\hat{\lambda}_m^{k}$

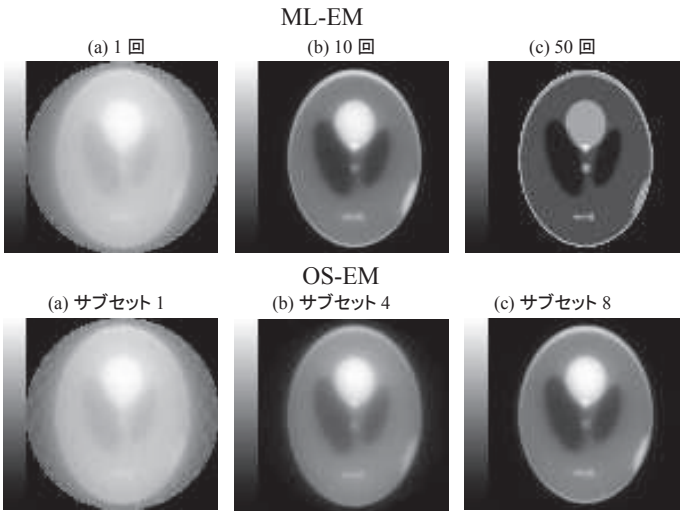
$$\hat{\lambda}_j^{k+1} = \frac{1}{\sum_{i=1} C_{ij}} \sum_{i=1} \frac{y_i C_{ij} \hat{\lambda}_j^k}{\sum_{m=1} C_{im} \hat{\lambda}_m^k} \longrightarrow \lambda_j^{k+1} = \frac{\lambda_j^k}{\sum_{i=1} C_{ij}} \sum_{i=1} \frac{y_i C_{ij}}{\sum_{m=1} C_{im} \lambda_m^k}$$

ML-EM 法の計算過程

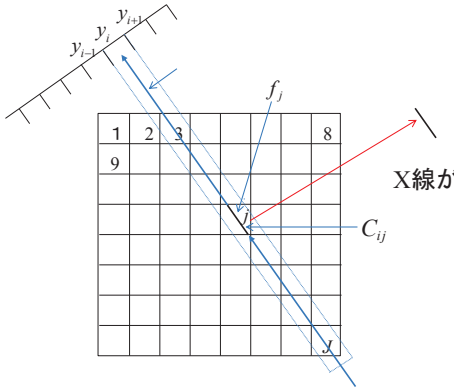


OS-EM（Orderd Subset EM 法）





係数行列 C



検出確率 C_{ij} : i 番目のX線が画素 j を通過する長さ（ l_{ij}）

投影の計測過程を詳細にモデル化

ベイズ型画像再構成
　画像に関する事前確率（事前知識）

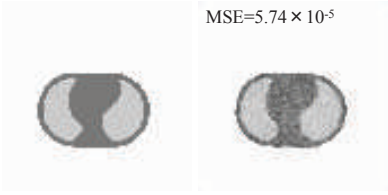
分解能補正
　投影がシステム分解能によってぼける影響

吸収補正
　線減弱係数マップ

散乱補正
　別に測定（推定）した散乱成分

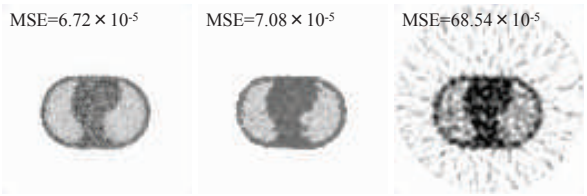
事前確率を用いたベイズ型画像再構成

(a) Original　(b) MSRP-OSC



PETの吸収補正用
透過型CT再構成像

(c) MRP-OSC　(d) SAC　(e) FBP



PETによる放射濃度計測の定量性

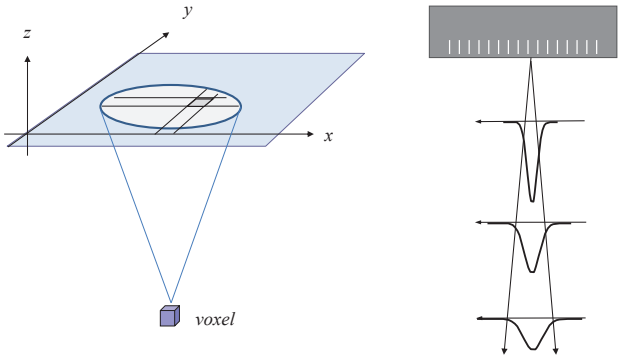
Table 1. Mean and standard deviation (S.D.) calculated from ROI drown on liver of thorax phantom.

Event collected [million counts]	Processing method	Mean [k Bq/ml]	S.D. [k Bq/ml]
2500	MAC	27.90	0.48
10	MSRP-OSC	27.42	0.96
10	MRP-OSC	26.46	1.44
10	FBP	44.73	11.54
30	FBP+SAC	33.67	1.44

MAC: measured attenuation correction,　MSRP-OSC: median and segmented root prior ordered subset convex, MRP-OSC: median root prior ordered subset convex, FBP: filtered back projection, SAC: segmented attenuation correction.

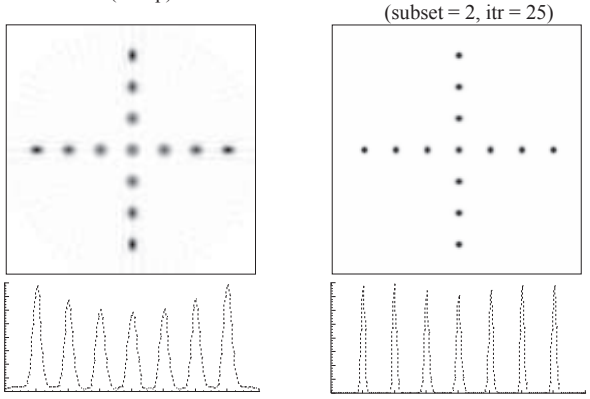
Sakaguchi K, et al.　Ann Nucl Med 22: 269-279, 2008

SPECTの分解能補正



分解能補正 OS-EM

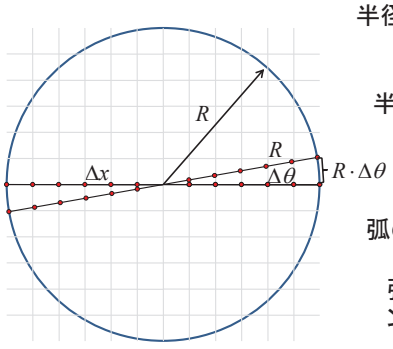
FBP (Ramp)　分解能補正OS-EM (subset = 2, itr = 25)



Yokoi T, et al.　Ann Nucl Med 16: 11-18, 2002

5) L_1ノルムと全変動（Total Variation: TV）

標本化定理で必要な投影角度数



半径方向のサンプリング間隔

$$\Delta x = 2R/N$$

半径方向のナイキスト周波数

$$k_n = \frac{1}{2\Delta x}$$

弧の長さ　$R\cdot\Delta\theta = R\frac{2\pi}{M}$

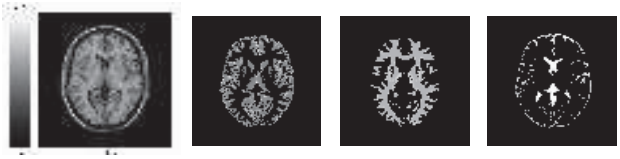
弧の長さを半径方向のサンプリング間隔未満にする

$$R\cdot\Delta\theta = R\frac{2\pi}{M} < \frac{1}{2k_n}$$

$$M > \pi N$$

事前確率（事前知識）と画像再構成

原画像は有効視野内に限定されそれ以外はゼロ
画素間で値は滑らかに変化
いくつかの領域に分けられる



事前知識：原画像は原点に中心があり円内の値は一定
1方向の投影から再構成できる

ベクトルのノルム

1次元ベクトル（数値の集まり）

$$\boldsymbol{a} = (1,2,0,0,3,4)^T$$

ベクトルの大きさを測る尺度をノルムと呼ぶ．L_0ノルムはベクトルの成分のうち0でない成分の数を足し算したもの，L_1ノルムは成分の絶対値を足し算したもの，L_2ノルムは成分の二乗を足し算しその平方根をとったものである．

$$L_0 = \|\boldsymbol{a}\|_0 = 4$$ 0でない値の数

$$L_1 = \|\boldsymbol{a}\|_1 = \sum_{i=1}^{N} |a_i| = 1+2+3+4 = 10$$ 総和

$$L_2 = \|\boldsymbol{a}\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^{N} a_i^2} = \sqrt{1^2+2^2+3^2+4^2} = \sqrt{30}$$ 二乗和の平方根

全変動（Total Variation）を用いた正則化画像再構成

$$\nabla f = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}$$ 画像の勾配

$$\mathrm{TV} = \iint \|\nabla f(x,y)\|_1 dxdy = \iint \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2} dxdy$$

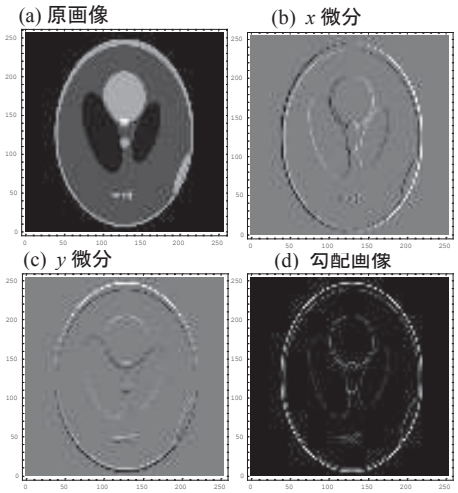
$$Q(\boldsymbol{f}) = \|C\boldsymbol{f} - \boldsymbol{y}\|_2^2 + \beta \|TV(\boldsymbol{f})\|_1$$

$\boldsymbol{f}$：原画像，$\boldsymbol{y}$：投影
$Q(\boldsymbol{f})$：評価関数

係数行列（システム行列，投影行列）

$$\|\nabla f_{TV}\|_1 = \sum_{i,j} |\nabla f_{i,j}| = \sum_{i,j} \sqrt{(f_{i,j} - f_{i-1,j})^2 + (f_{i,j} - f_{i,j-1})^2}$$ TV

勾配画像



勾配画像は原画像に比べ画素の値が0の多いスパース（疎）な画像

↓

L_1ノルムが小さい

↓

TV が小さい

↓

雑音の抑制とエッジの保存

6) 圧縮センシングによる画像再構成

圧縮センシングによる画像再構成

$$Q(\boldsymbol{f}) = \|C\boldsymbol{f} - \boldsymbol{y}\|_2^2 + \beta \|TV(\boldsymbol{f})\|_1$$

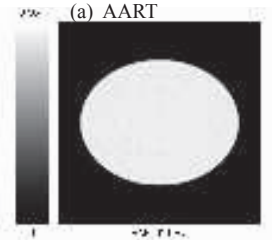
代数的方法（AART法）

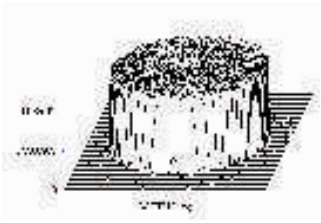
$$f_j^{k+1} = f_j^k + \frac{(y_i - \sum_j C_{ij} f_j^k) C_{ij}}{\sum_j C_{ij} C_{ij}}$$

原画像が256×256 画素で1投影角度あたりの投影を256収集する場合には，標本化定理から角度サンプリングは360°について402必要．TVを正則化に用いると，これよりも少ない投影角度数から画像再構成できる．

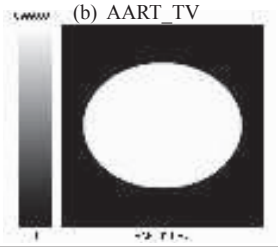
投影角度数16/ 180度からの再構成像

(a) AART

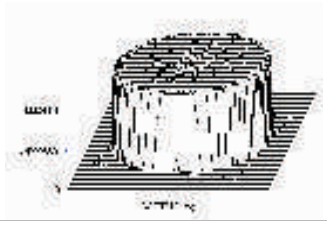




(b) AART_TV

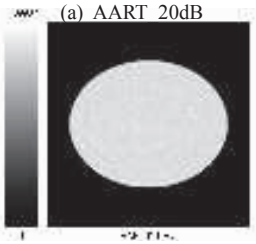


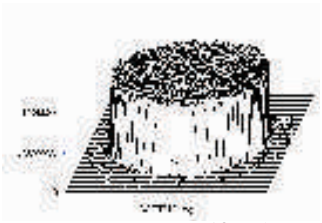
(d)



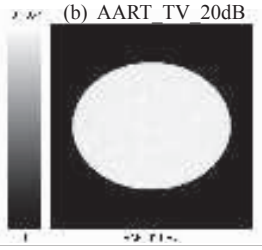
投影角度数16/ 180度からの再構成像

(a) AART_20dB

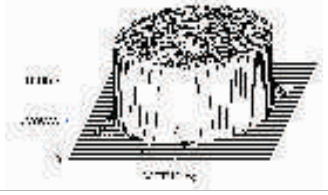




(b) AART_TV_20dB

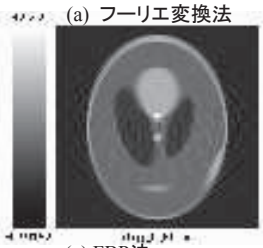


20 dB : 投影の平均値の約1%に相当するガウス雑音

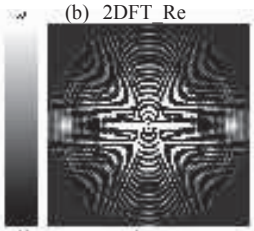


投影角度数16/ 180度からの再構成像

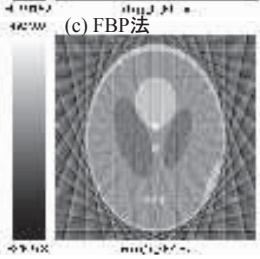
(a) フーリエ変換法



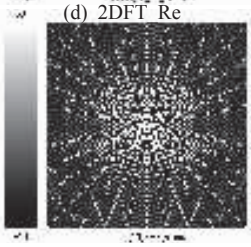
(b) 2DFT_Re



(c) FBP法

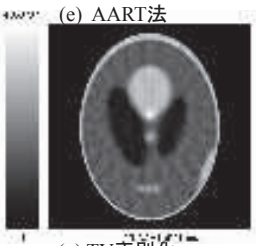


(d) 2DFT_Re

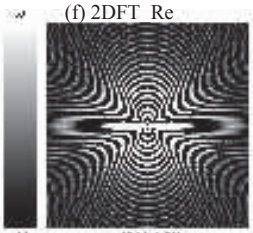


投影角度数16/ 180度からの再構成像

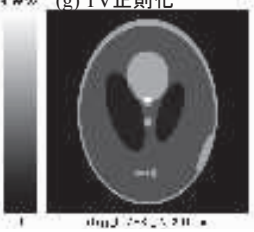
(e) AART法



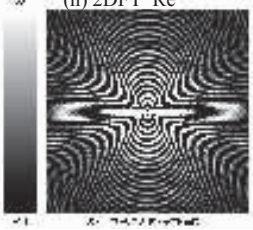
(f) 2DFT_Re



(g) TV正則化

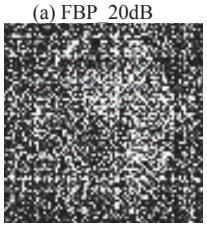


(h) 2DFT_Re

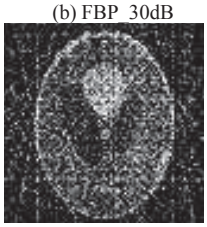


投影角度数16/ 180度からの再構成像

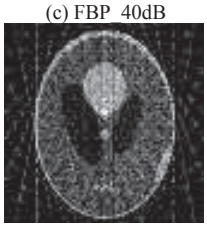
(a) FBP_20dB



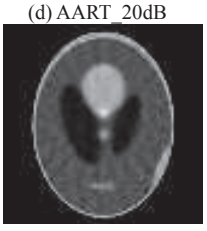
(b) FBP_30dB



(c) FBP_40dB



(d) AART_20dB



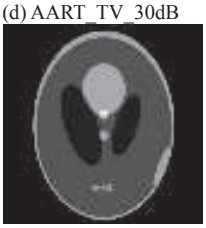
(e) AART_30dB

(f) AART_40dB

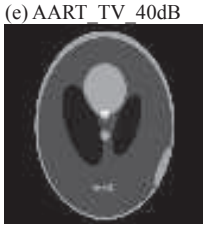
圧縮センシングによる再構成像

(c) AART_TV_20dB

(d) AART_TV_30dB



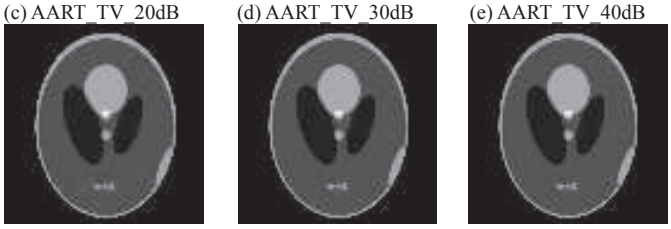
(e) AART_TV_40dB



20 dBは投影の平均値の約1%，30 dBは約0.1%，40 dBは約0.01%の雑音レベル．

圧縮センシングによる再構成像

(c) AART_TV_20dB　(d) AART_TV_30dB　(e) AART_TV_40dB



投影角度数16/ 180度からの再構成像
20 dBは投影の平均値の約1%, 30 dBは約0.1%, 40 dBは約0.01%の雑音レベル.

圧縮センシングによる少数投影からの画像再構成

圧縮センシングによる画像再構成のキーポイントは, 原画像がスパース画像に変換可能なことである. この変換には全変動(Total Variation:TV)の他, ウエーブレット変換などが用いられている.

謝辞

逐次近似法の基礎と圧縮センシングによる少数投影からの画像再構成について, 講演の機会を与えていただいた, 画像情報研究会代表世話人　島根大学医学部放射線医学講座　内田幸司先生はじめ, 画像情報研究会の皆様に厚くお礼申し上げます.

データ作成の一部は文部科学省科学研究費補助金基盤研究(C)(課題番号 26461832)の援助を受けて行われた.

平成26年度 中国四国部会 夏季学術大会
画像情報研究会

核医学領域における逐次近似画像再構成法

倉敷中央病院 放射線技術部
九州大学大学院 医学系学府
松友 紀和

核医学領域における逐次近似画像再構成法

○核医学で用いる逐次近似画像再構成法

○逐次近似画像再構成法の特徴と問題点

中国四国部会 夏季学術大会 画像情報研究会

核医学領域における逐次近似画像再構成法

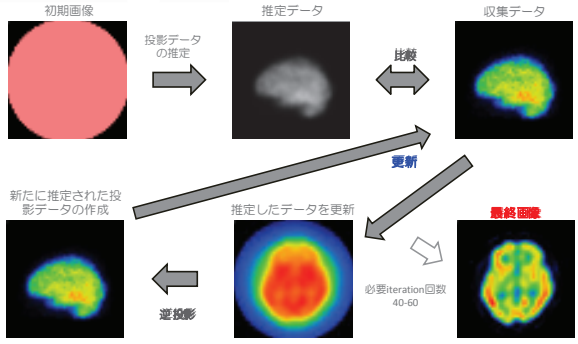
○核医学で用いる逐次近似画像再構成法

○逐次近似画像再構成法の特徴と問題点

中国四国部会 夏季学術大会 画像情報研究会

逐次近似画像再構成法の基本

○初期値を仮定して画像を推定



中国四国部会 夏季学術大会 画像情報研究会

逐次近似画像再構成法の基本

○推定データと投影データの比較

逐次近似画像再構成の式を簡単に表現すると

$$X(n+1) = X(n) * \frac{\text{収集された投影データ}}{\text{計算(推定)された投影データ}}$$

割り算を用いて値を推定する手法

*最小2乗値を求める方法もあります。

中国四国部会 夏季学術大会 画像情報研究会

逐次近似画像再構成の概念

投影データ1
12 15 26

x_1	x_2	x_3	9
x_4	x_5	x_6	30
x_7	x_8	x_9	26

投影データ2

投影データ1
$x_1+x_4+x_7=12$
$x_2+x_5+x_8=15$
$x_3+x_6+x_9=26$

投影データ2
$x_1+x_2+x_3=9$
$x_4+x_5+x_6=30$
$x_7+x_8+x_9=26$

9個の未知数に対し
6個の連立方程式

⇩

初期値を仮定し
繰り返し解く

逐次近似画像再構成をやってみる

3	3	3		計算された投影データ
24	30	36		実測した投影データ
1	1	1	12	3
1	1	1	30	3
1	1	1	48	3

未知数に対して初期値1を仮定

検出確率（ここでは投影数の逆数）

$$Xj(n+1) = Xj(n)\ \Sigma(Yi*Aij\ /\ Zi(n))$$

実測した投影データ　　計算された投影データ

$x_1(1) = 1 \times \{ (24x0.5/3 + 12x0.5/3)\} = 6$
$x_2(1) = 1 \times \{ (30x0.5/3 + 12x0.5/3)\} = 7$
$x_3(1) = 1 \times \{ (36x0.5/3 + 12x0.5/3)\} = 8$
↓
$x_8(1) = 1 \times \{ (30x0.5/3 + 48x0.5/3)\} = 13$
$x_9(1) = 1 \times \{ (36x0.5/3 + 48x0.5/3)\} = 14$

逐次近似1回目

6	7	8
9	10	11
12	13	14

中国四国部会 夏季学術大会 画像情報研究会

逐次近似画像再構成をやってみる

27	30	33		計算された投影データ
24	30	36		実測した投影データ
6	7	8	12	21
9	10	11	30	30
12	13	14	48	39

$x_1(2) = 6 \times \{ (24x0.5/27 + 12x0.5/21)\} = 4.4$
$x_2(2) = 7 \times \{ (30x0.5/30 + 12x0.5/21)\} = 5.5$
$x_3(2) = 8 \times \{ (36x0.5/33 + 12x0.5/21)\} = 6.6$
↓
$x_9(2) = 14 \times \{ (36x0.5/33 + 48x0.5/39)\} = 16.2$

逐次近似2回目

4.4	5.5	6.6
8.5	10.0	11.5
12.7	14.5	16.2

逐次近似3回目

3.6	4.7	5.9
8.2	10.0	12.0
13.5	15.6	17.2

中国四国部会 夏季学術大会 画像情報研究会

逐次近似画像再構成の概念

逐次近似5回		
3.1	4.2	5.3
8.0	10.0	12.0
13.9	16.0	18.0

回答		
2	4	6
8	10	12
14	16	18

逐次近似画像再構成は投影データからもっともらしい値を推定する方法

中国四国部会 夏季学術大会 画像情報研究会

核医学で用いる逐次近似画像再構成法

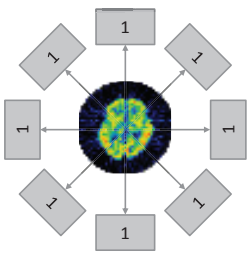
- ML-EM法　全投影データから再構成画像を推定する方法
- OS-EM法　投影データをグループに分け推定させることでML-EM法を高速化させた方法
- MAP法　ML-EM法に雑音に対する拘束条件である先験確率を加えた方法
- RAMLA法　ML-EM法に緩和係数を導入し,画像の拡散を制御
- DRAMA法　RAMLA法の緩和係数を制御した方法

中国四国部会 夏季学術大会 画像情報研究会

代表的な逐次近似画像再構成

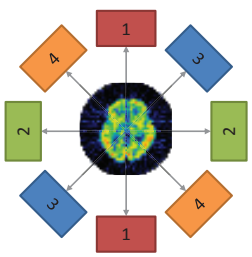
- ML-EM法とOS-EM法

ML-EM法



すべての投影データを使って計算

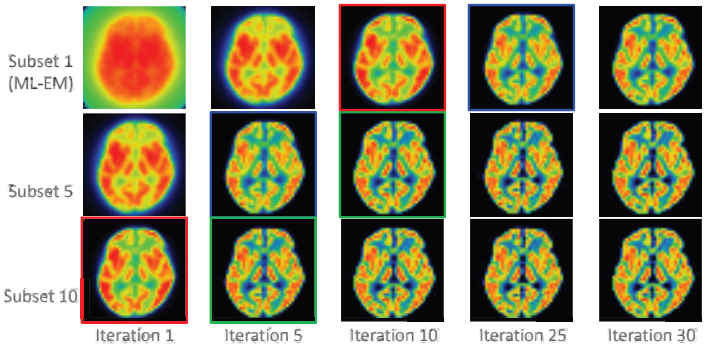
OS-EM法



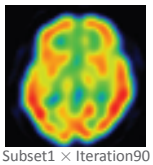
投影データを分割して計算
(subset数で分割)

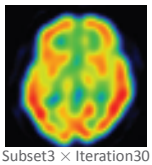
中国四国部会 夏季学術大会 画像情報研究会

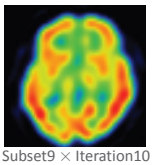
SubsetとIterationの関係

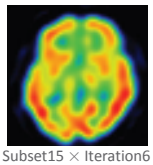


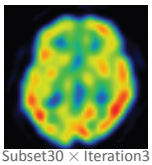
SubsetとIterationの関係

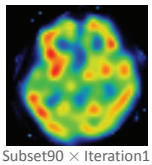

Subset1 × Iteration90
(1subset=90view)


Subset3 × Iteration30
(1subset=30view)


Subset9 × Iteration10
(1subset=10view)


Subset15 × Iteration6
(1subset=6view)


Subset30 × Iteration3
(1subset=3view)


Subset90 × Iteration1
(1subset=1view)

核医学領域における逐次近似画像再構成法

○核医学で用いる逐次近似画像再構成法

○逐次近似画像再構成法の特徴と問題点

逐次近似画像再構成の特徴

○ノイズ特性に優れている。

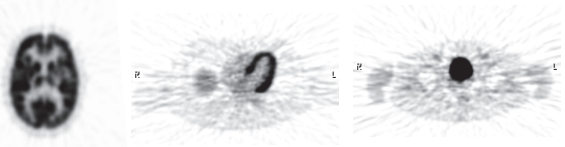
○高信号領域からのアーチファクトを軽減。

○測定系で起こる物理現象の補正を組み込むことができる。

逐次近似画像再構成の特徴

○ノイズ特性に優れている。

FBP

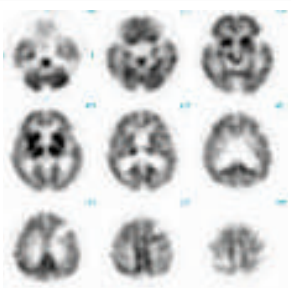


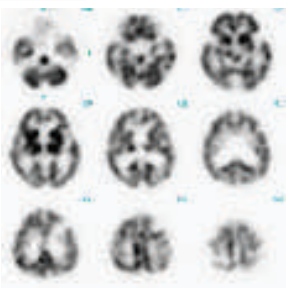
OSEM

(PET)

逐次近似画像再構成の特徴

○低カウントでも画像再構成が可能。

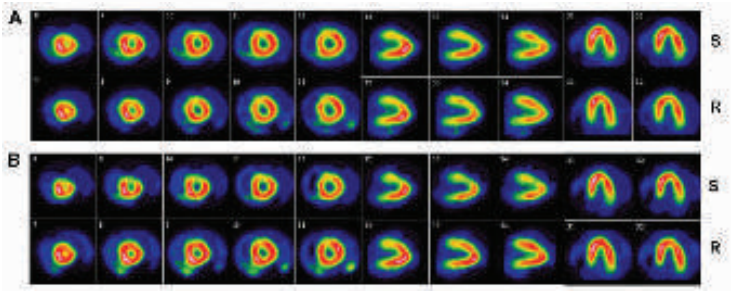

FBP(撮像時間:20分)


OSEM(撮像時間:10分)

(SPECT)

逐次近似画像再構成の特徴

○Half time acquisition



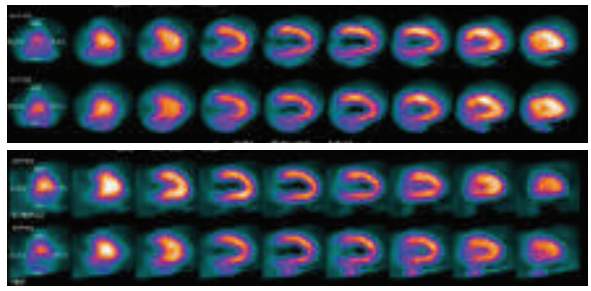
(A) full time acquisition reconstructed with OSEM without AC
(B) **half time acquisition** reconstructed with OSEM and RR without AC

Iftikhar Ali et al, J Nucl Med 2009; 50:554–562.

(SPECT)

逐次近似画像再構成の特徴

○Half-timeからHalf-doseへ。



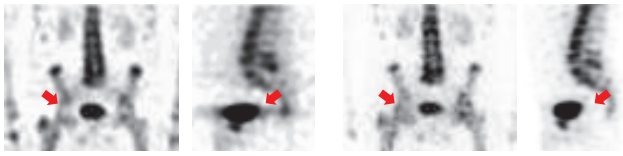
(A) full dose acquisition with OSEM
(B) **half dose acquisition** with OSEM and RR

DePuey, E. Gordon, et al. *Journal of Nuclear Cardiology* 18.2 (2011): 273-280.

(SPECT)

逐次近似画像再構成の特徴

○高信号領域からのアーチファクトが軽減される。



FBP　　OSEM

(SPECT)

逐次近似画像再構成の特徴

○物理現象の補正を組み込むことができる。

核医学で起きている物理現象

◇吸収(減弱)
- 吸収や散乱によりγ線が計測されない。

◇散乱
- γ線の方向が変わり,無関係な位置で計測される。
  または,計測されない。

◇空間分解能の劣化
- 幾何学的な要因により画像がボケる。

逐次近似画像再構成の特徴

○物理現象の補正を組み込むことができる。

OSEM　　散乱線+減弱補正　　散乱線+減弱
+分解能補正

(PET)

問題点

逐次近似画像再構成の問題

○最適な再構成条件を求める理論が存在しない。

○計算回数の増加に伴い雑音が増加する。

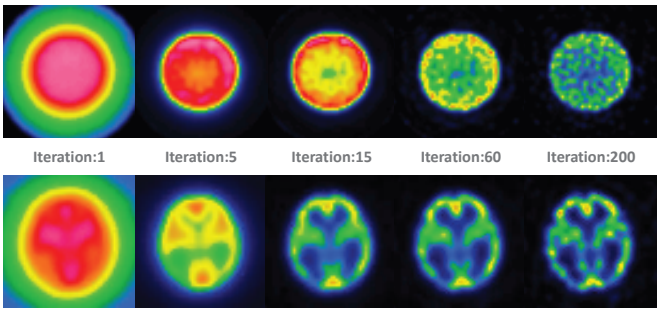
○収束速度が被写体に依存する。

○機種依存性がある。

○測定値に影響を及ぼす。

逐次近似画像再構成の問題

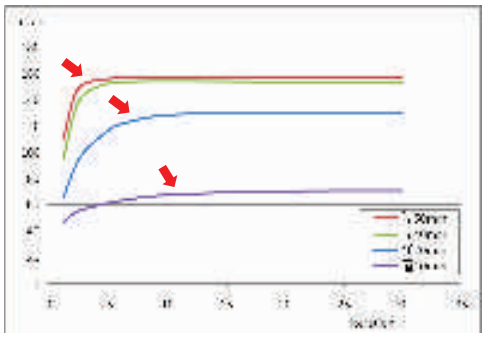
○計算回数の増加に伴い雑音が増加する。

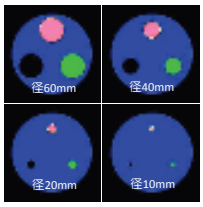


(SPECT)

逐次近似画像再構成の問題

○収束速度が被写体に依存する。



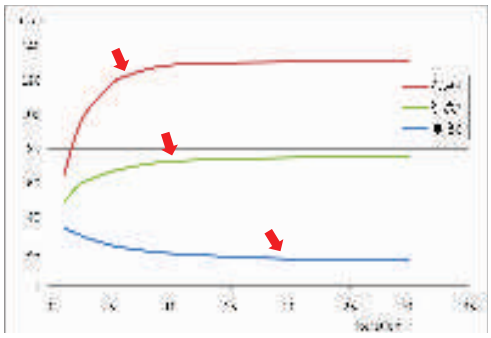


同一濃度で
径が異なる場合

(SPECT)

逐次近似画像再構成の問題

○収束速度が被写体に依存する。

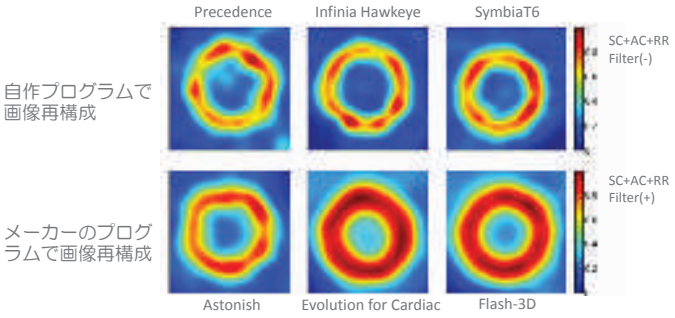


同一径で濃度
が異なる場合

(SPECT)

逐次近似画像再構成の問題

○機種依存性がある。

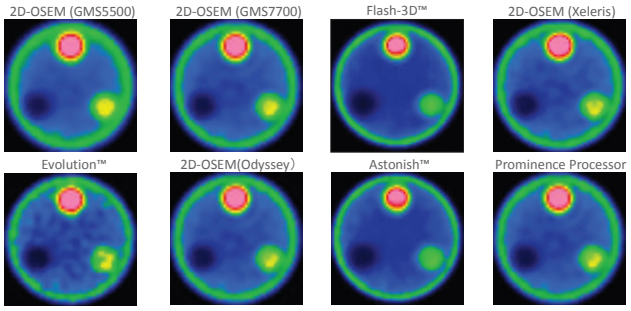


Tyler Hughes et al: A multi-center phantom study comparing image resolution from three state-of-the-art SPECT-CT systems. J Nucl Cardiol 2009.

(SPECT)

逐次近似画像再構成の問題

○機種依存性がある。

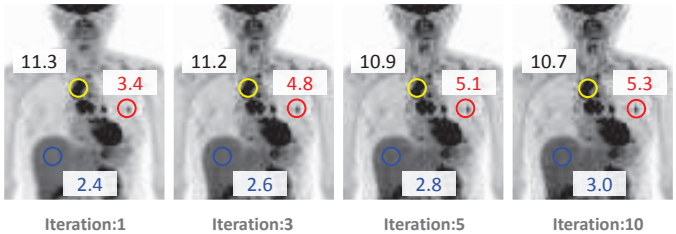


N.Matsutomo et al: Comparison of Several Commercial Ordered Subsets-Expectation Maximization Reconstruction Algorithms using Simulation Phantom. 2010 SNM Annual Meeting Scientific Abstracts, 401P.

(SPECT)

逐次近似画像再構成の問題

○測定値に影響を及ぼす。

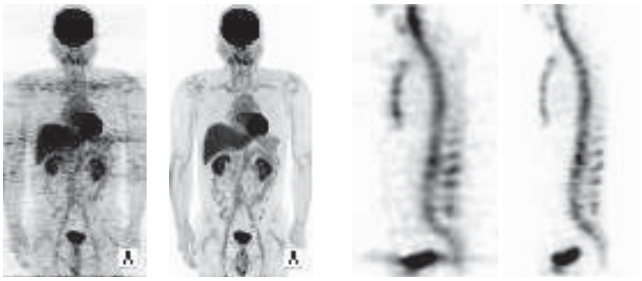


(PET)

まとめ

○欠点はありますが...

FBP　OSEM　FBP　OSEM



(PET)　(SPECT)

核医学領域における逐次近似画像再構成法

□必要不可欠な画像再構成法。

□核医学に特有な問題を解決。

□欠点も少なからず存在する。

□投与量(被曝線量)の低減に期待。

JSRT中国・四国部会夏季学術大会　画像情報研究会

逐次近似再構成の臨床応用と被ばく低減

広島大学病院診療支援部
木口雅夫　藤岡知加子　横町和志
西丸英治　安田秀剛　石風呂実

Hiroshima University Hospital

背景

- 2012年CT装置更新に伴い，当院に初めて逐次近似応用再構成が搭載された装置が導入された．しかし，東芝社製AIDR 3Dの特性を十分活かしたパラメータ設定が困難であった．
- 今回，臨床使用時における逐次近似応用再構成の被ばく低減効果および画質向上，逐次近似応用再構成の特性を活かした臨床使用方法(評価)について述べていきたい．
- また，AIDR 3Dから新たに開発された逐次近似再構成(Full Interactive Reconstruction)の画質改善と被ばく低減効果について述べていきたい．

逐次近似再構成の臨床応用と被ばく低減

逐次近似応用再構成法の原理

逐次近似再構成の画質特性

画像ノイズ低減効果とアーチファクト軽減効果

低線量撮影のルーチン化（低管電圧撮影）

低被ばく・高画質化

Full interactive reconstruction

Hiroshima University Hospital

逐次近似再構成の臨床応用と被ばく低減

逐次近似応用再構成法の原理

逐次近似再構成の画質特性

画像ノイズ低減効果とアーチファクト軽減効果

低線量撮影のルーチン化（低管電圧撮影）

低被ばく・高画質化

Full interactive reconstruction

Hiroshima University Hospital

RSNA 2009:Quality Counts

各社CTメーカの動向
Slice WarからDose Reduction Warへ！
逐次近似再構成採用によるLow dose CT
(50-60%reduction)

TOSHIBA Booth

RSNA 2010 New Products & Services

WEDNESDAY
New Products & Services

80 percent Reduction in CT Dose

MDCTラインアップ@ hiroshima-u.

Aquilion ONE
（新棟 Area detector CT）

Aquilion ONE VISION Edition
（外来： Area detector CT ）

LightSpeed VCT vision
（64DAS MDCT）

LightSpeed Ultra 16
（16 DAS MDCT）

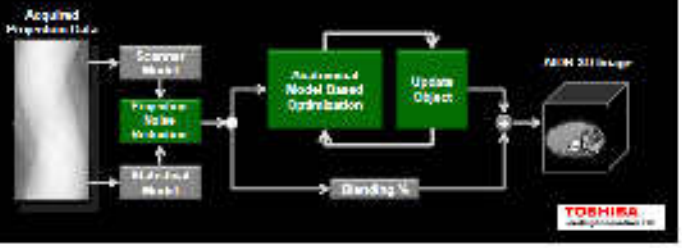
逐次近似再構成

逐次近似応用再構成 （IR）	
AIDR 3D	東芝
ASiR ASiR-V	GEHC
iDOSE^4	フィリップス
SAFIRE	シーメンス
Intelli IP	日立

逐次近似再構成 （Full IR）	
Veo	GEHC
IMR	フィリップス

被ばく低減技術：AIDR 3D

- 原理と特徴
  - 統計学的ノイズモデル，スキャナーモデルから，CTシステム及び撮影条件ごとに異なる複数種のノイズモデルを考慮
  - 収集された投影データ上でノイズやストリークアーチファクトのみ効果的に除去
  - 3次元アナトミカルモデルを用いそれぞれの部位に合わせたノイズ低減
- 強度
  - 頭部用，心臓用，腹部にWeak, Mild, Standard, Strong の計16種から選択可能
- 5D低減効果
  - 約50%（被ばく低減率75%相当）



Adaptive Iterative Dose Reduction: AIDR 3D Algorithm

1. 統計学的ノイズモデルとスキャナーモデル
   統計学的ノイズ（回路ノイズとフォトンノイズ）は，CTシステムごとにkV, mA, FOVなど撮影条件によって異なる

2. 投影データによるノイズ低減
   逐次近似再構成処理時に収集された投影データ上で統計学的ノイズモデルやスキャナーモデルを用いて，ノイズやストリークアーチファクトのみを効果的に除去し，低線量時の画質を飛躍的に向上する

3. 3次元アナトミカルモデル
   撮影部位や組織構造をベースとした3次元アナトミカルモデルを用い，それぞれの部位に合わせたノイズ低減と良好な空間分解能が得られるように最適化する

4. 被ばく低減効果
   収集部位に合わせてアダプティブかつ自動的に逐次近似回数が適用する．これによって，最適な画質と高速再構成を両立する．
   ノイズ低減効果で最大30%，被ばく低減効果の最大75%を実現する

TOSHIBA

AIDR 3Dの適用範囲・パラメータの種類

パラメータ名	Volume EC連動時の管電流低減率	画像ノイズ低減効果	ストリークアーチファクト補正効果
Weak	25%	低	低
Mild	50%	⬆	⬆
Standard	75%		
Strong	75%	高	高

X線フォトン数
同じパラメータ種を選択していても，検出器でのX線フォトン数が少ないほど補正強度が強くなる
1. 同一被写体でもX線出力を小さくするほど，ノイズ低減効果が高くなる
2. 同一X線出力でも被写体サイズが大きいほど，ノイズ低減効果が高くなる

逐次近似再構成の臨床応用と被ばく低減

逐次近似応用再構成法の原理

逐次近似再構成の画質特性

画像ノイズ低減効果とアーチファクト軽減効果

低線量撮影のルーチン化（低管電圧撮影）

低被ばく・高画質化

Full interactive reconstruction

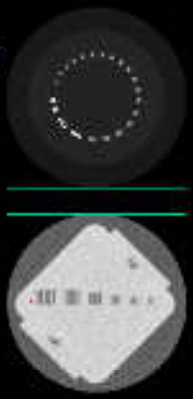
Hiroshima University Hospital

検討項目

ノイズ低減に起因する画質変化を評価する

使用機器および評価方法

- ノイズ評価
  - Catphan： SD法，NSP法
- 分解能評価
  - ワイヤーファントム： MTF
  - Catphan： スリット部視覚評価
- 低コントラスト分解能
  - QAファントム（GEHC）
  - ：プロファイルカーブによる
  - 平均コントラスト法



撮影条件

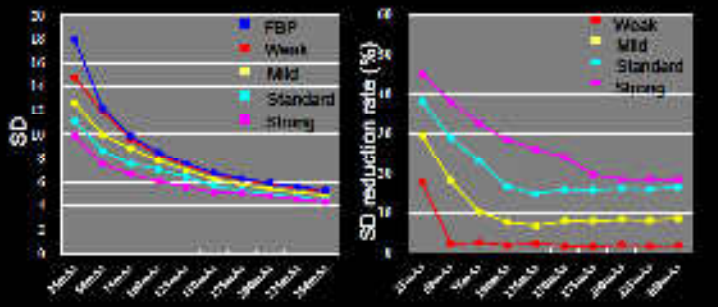
撮影方法：ヘリカルスキャン
管電圧：120 kV
管電流：50~500 mA
ローテーションタイム
：0.5 sec

解像度評価
ピッチファクタ：0.56
撮影スライス厚
0.5 mm x 32列

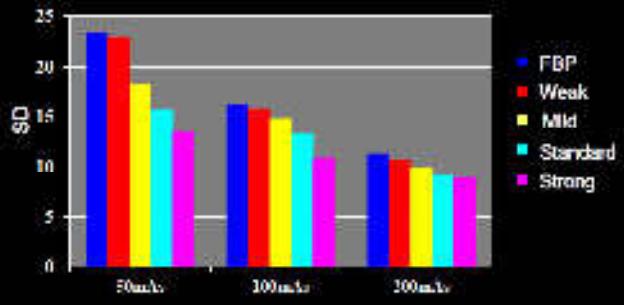
画像再構成

画像再構成：TCOT+
FBP
AIDR 3D
Weak, Mild , Standard , Strong
再構成関数：
FC14（軟部）
画像スライス厚：1 mm, 5 mm

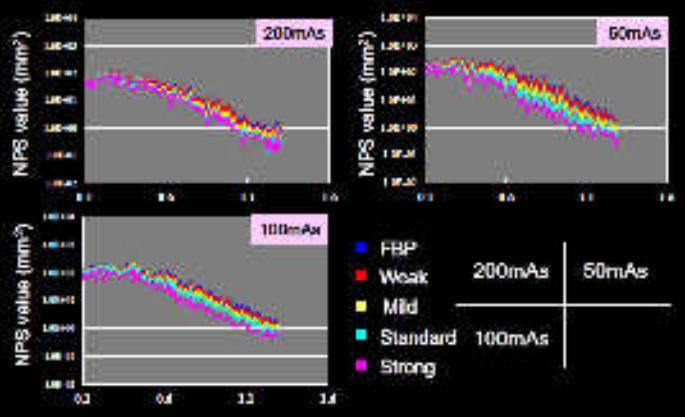
ノイズ特性:SDとノイズ低減率@ 5 mm スライス厚



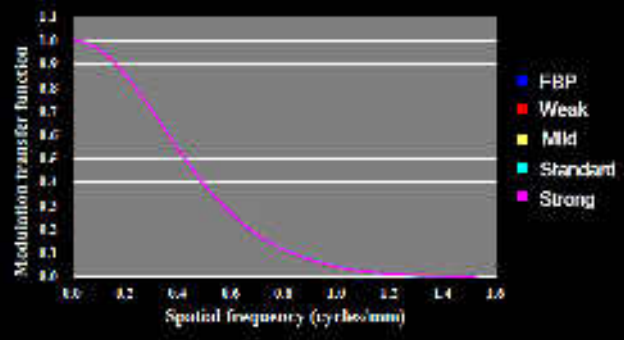
ノイズ特性:SD@ 1 mm スライス厚



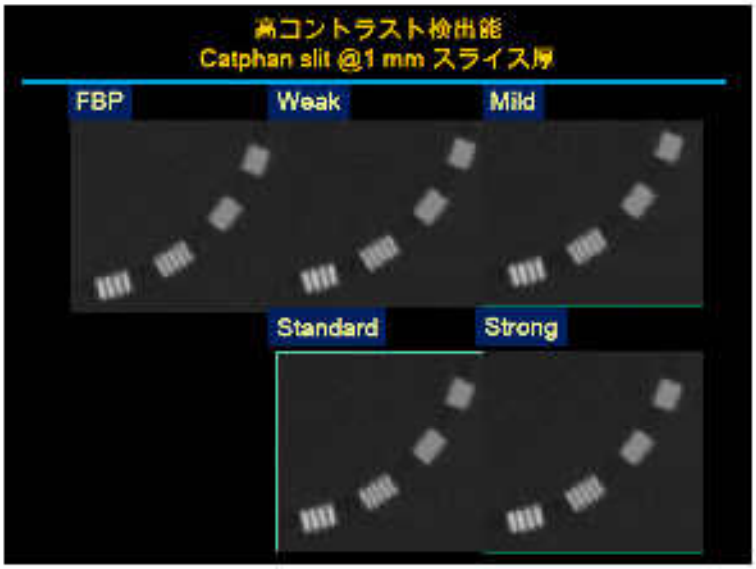
ノイズ特性:NPS@ 1 mm スライス厚



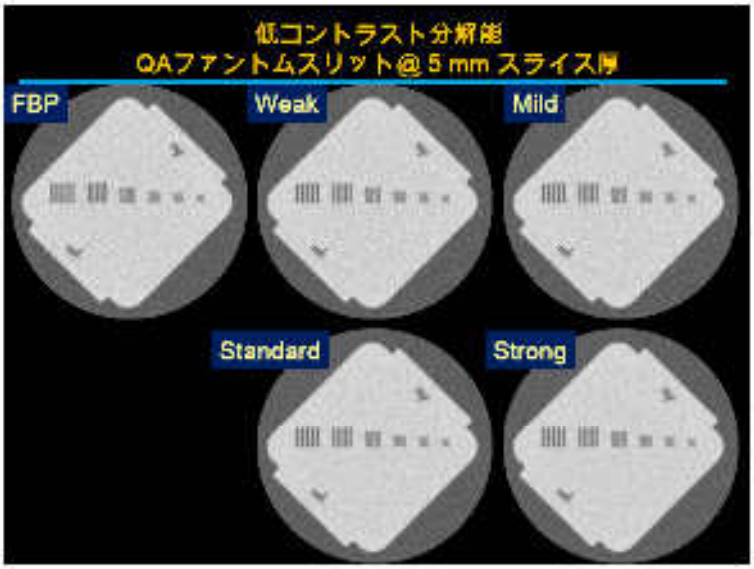
ノイズ低減に起因する画質変化
解像度特性:MTF@ 1 mm スライス厚



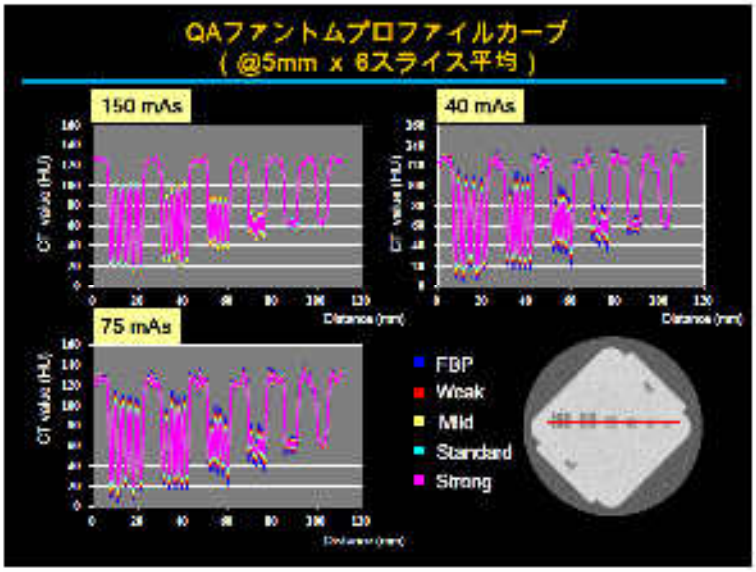
高コントラスト検出能
Catphan slit @1 mm スライス厚



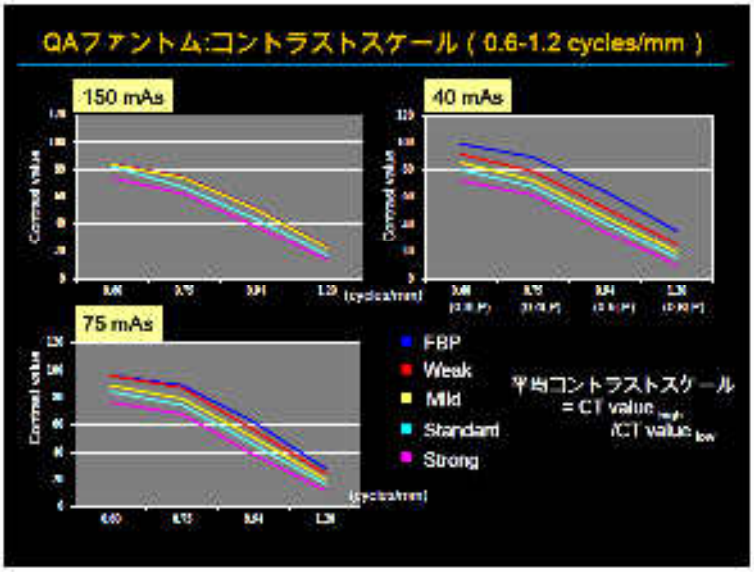
低コントラスト分解能
QAファントムスリット@ 5 mm スライス厚



QAファントムプロファイルカーブ
（@5mm x 6スライス平均）



QAファントム:コントラストスケール（0.6-1.2 cycles/mm）



両内解像度の評価

低CNR の画像よりMTF を得るため，水とコントラスト差30 程度となるような物指製のブロックを用い ESF (edge spread function)法にて MTF を求め評価した．

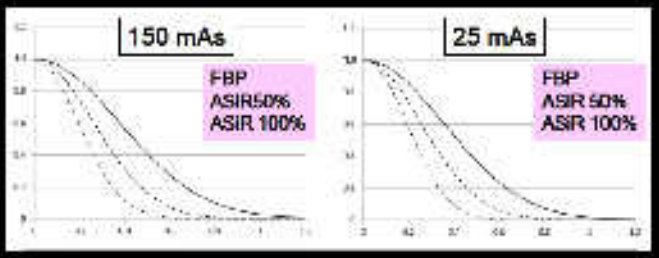
ブロックは 20cmφの水中に固定し撮影した(Fig. 1)．

画像再構成は FBP 法，IR 法（経音低減強度：強・弱）で行った．

雑音低減率

雑音低減率は，線量に依存し低減率が変化するもの，線量にほとんど依存しないものに分かれた．

面内解像度: ASiR
Discovery750HD（GE ヘルスケア・ジャパン）



ASiR では
逐次近似の強度が一様であれば線量に依存せず
MTF 低下の程度は一定であった

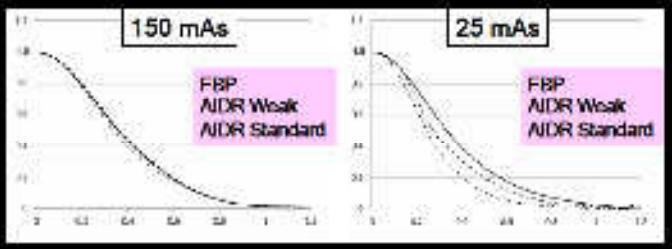
November 20 3 | volume 1
Proceedings of the JSCT

面内解像度: SAFIRE
SOMATOM Definition AS+（シーメンス・ジャパン）

SAFIRE では
線量によって MTF 低下の程度が変化する
線量が多い時では MTFの変化は少ない
線量が下がるとMTF 低下の傾向がある

November 2011 | Volume1
Proceedings of the JSCT

面内解像度：AIDR 3D
Aquilion ONE™/ViSION Edition（東芝メディカルシステムズ）



AIDR-3Dでは
線量によって MTF 低下の程度が変化する
線量が多い時では MTFの変化は少ない
線量が下がると MTF 低下の傾向がある

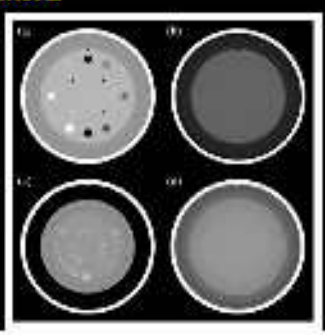
November 20 3 | volume 1
Proceedings of the JSCT

Six iterative reconstruction algorithms in brain CT: a phantom study on image quality at different radiation dose levels

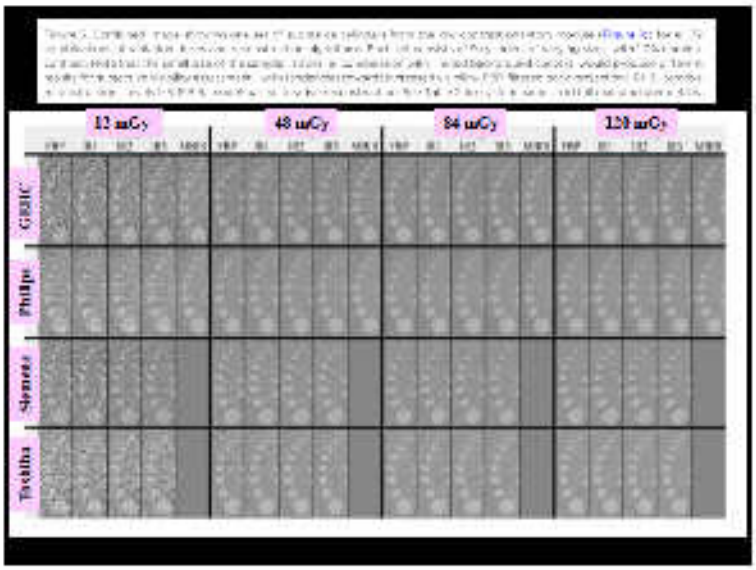
[redacted]

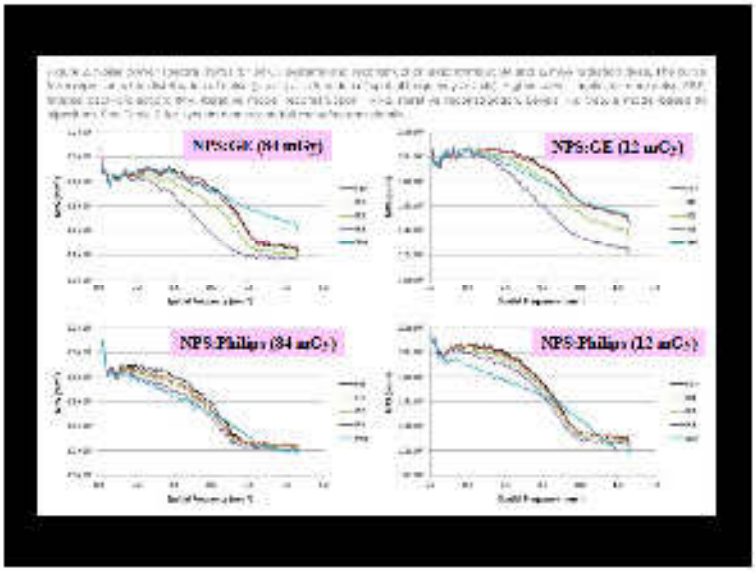
Statistical iterative optimisation
- ASiR (GEHC)
- iDOSE^4 (Philips)
- SAFIRE (Siemens)
- AIDR 3D (Toshiba)

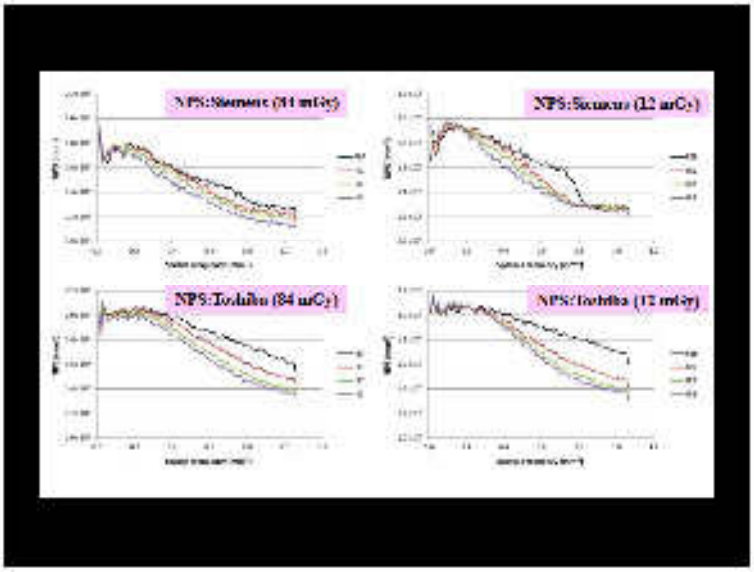
Model-based iterative optimisation
- Veo (GEHC)
- IMR (Philips)

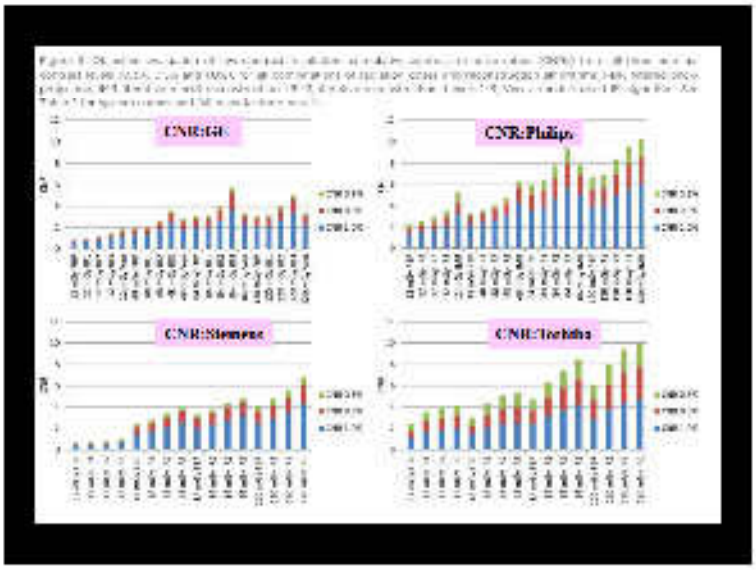


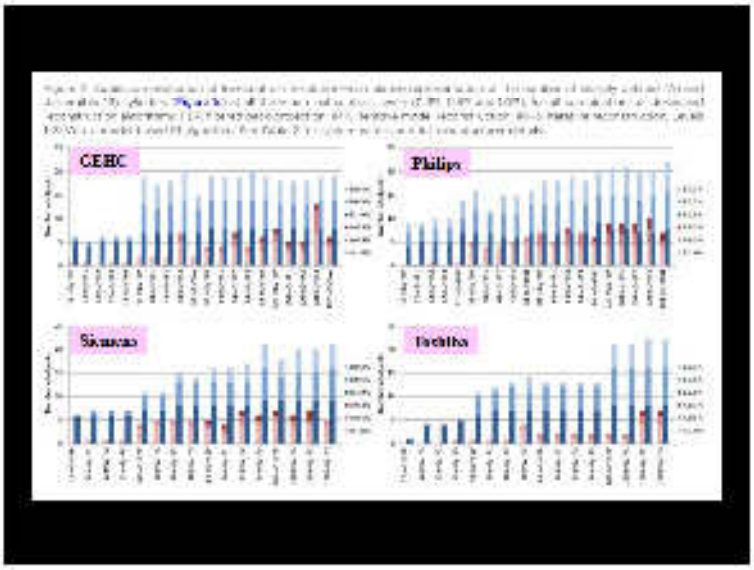
Parameters	GEHC	Philips	Siemens	Toshiba
		IR Level		
		Dose Level 12 mGy, 48 mGy, 84 mGy, 120 mGy		
		Scan condition		
		Brain kernel		


12 mGy
48 mGy
84 mGy
120 mGy
GEHC
Philips
Siemens
Toshiba


NPS:GE (84 mGy)
NPS:GE (12 mGy)
NPS:Philips (84 mGy)
NPS:Philips (12 mGy)


NPS:Siemens (84 mGy)
NPS:Siemens (12 mGy)
NPS:Toshiba (84 mGy)
NPS:Toshiba (12 mGy)


CNR:GE
CNR:Philips
CNR:Siemens
CNR:Toshiba


GEHC
Philips
Siemens
Toshiba

異なる逐次近似応用再構成法における画像描出の違いについて

逐次近似応用再構成法の線量に対する挙動は種類により全く異なり，撮影条件による画像への影響も変化する．

逐次近似応用再構成を臨床応用する際には，これらの影響因子を考慮，理解して使用する必要がある．

逐次近似再構成の臨床応用と被ばく低減

逐次近似応用再構成法の原理

逐次近似再構成の画質特性

画像ノイズ低減効果とアーチファクト軽減効果

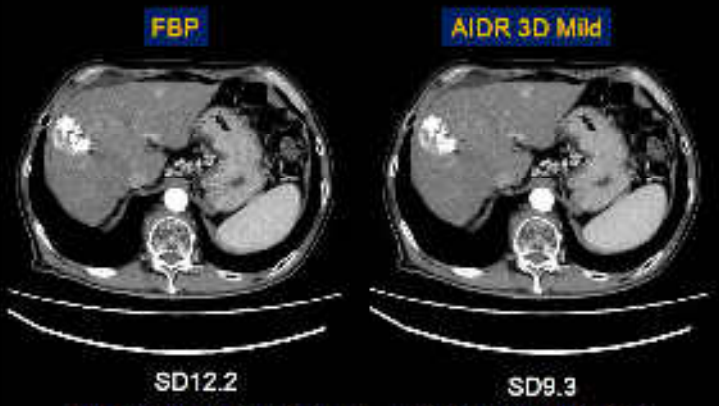
低線量撮影のルーチン化（低管電圧撮影）

低被ばく・高画質化

Full interactive reconstruction

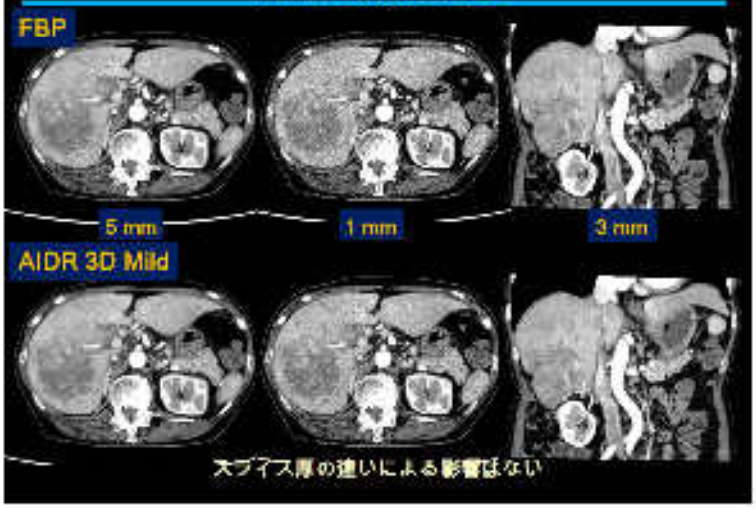
Hiroshima University Hospital

ノイズ低減効果，HCC TACE後



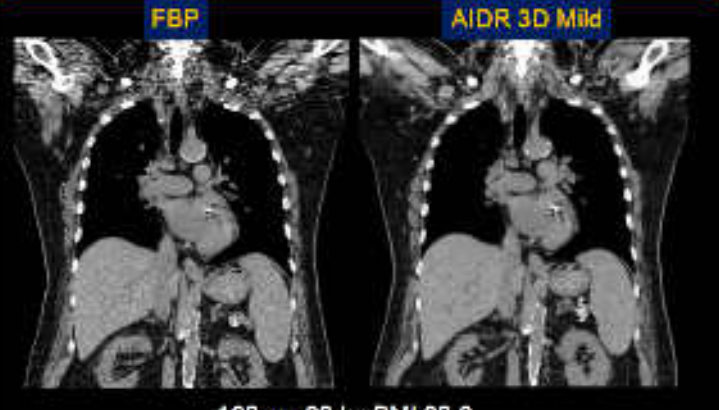
約1.3倍のSDの改善が見られる → 約40%程度の被ばく軽減

ノイズ低減効果，HCC



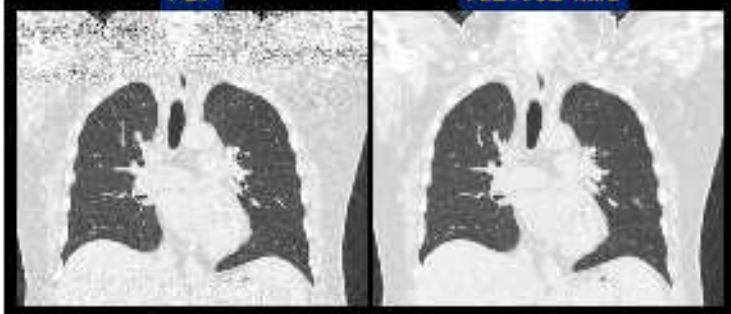
スライス厚の違いによる影響はない

ノイズ低減効果，アーチファクト軽減効果
高体重症例



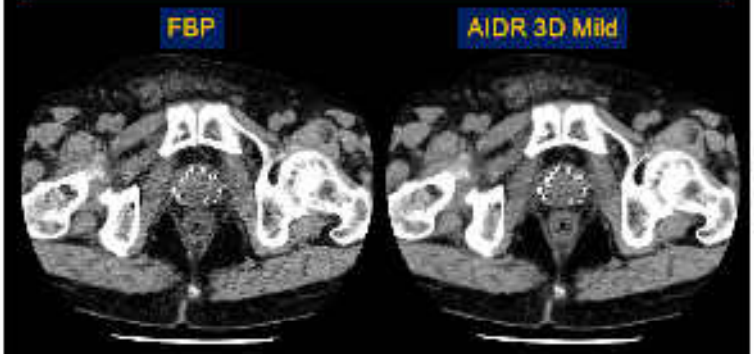
166 cm 93 kg BMI 33.8

ノイズ低減効果，アーチファクト軽減効果
高体重症例



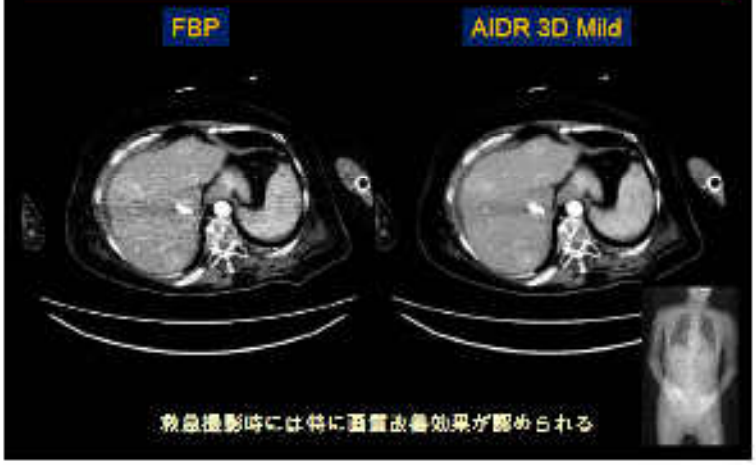
166 cm 93 kg BMI 33.8

ノイズ低減効果，アーチファクト軽減効果
Au-198 グレイン治療後



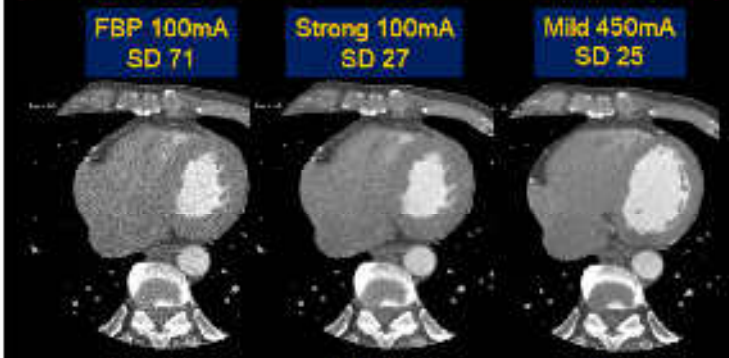
高吸収な物質からのアーチファクトも軽減している

アーチファクト軽減評価（ストリークアーチファクト）
肝ダイナミック：挙上困難症例



救急撮影時には特に画質改善効果が認められる

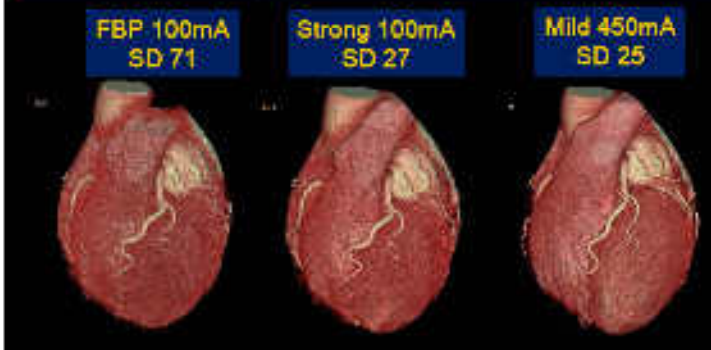
ノイズ低減効果：冠動脈CT



ECG dose modulation

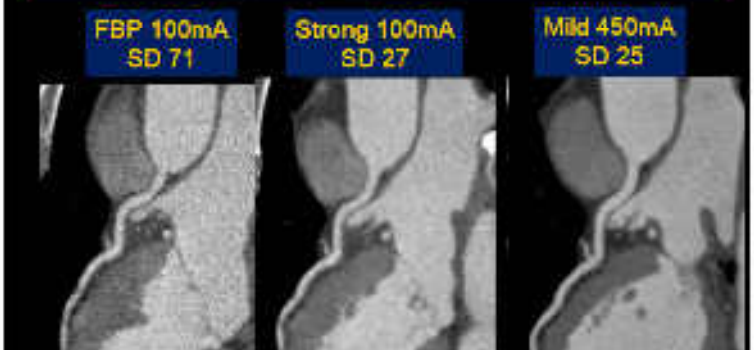
通常では診断が困難に条件下でも診断可能な画像が提供可能

ノイズ低減効果：冠動脈CT



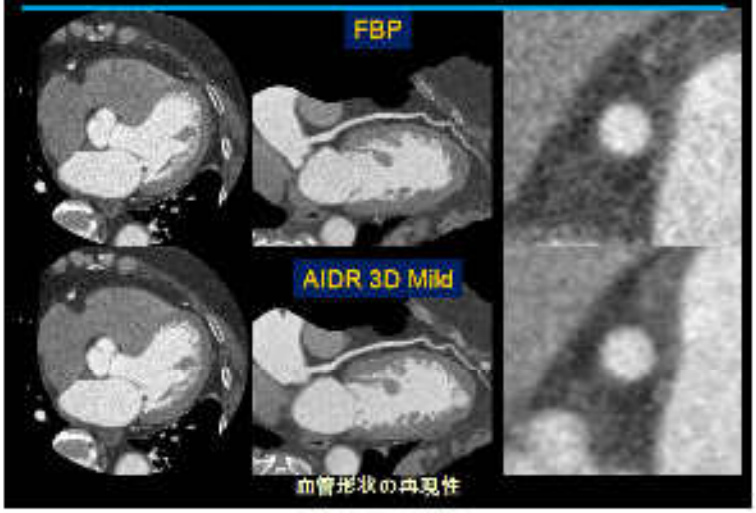
ECG dose modulation

ノイズ低減効果：冠動脈CT



ECG dose modulation

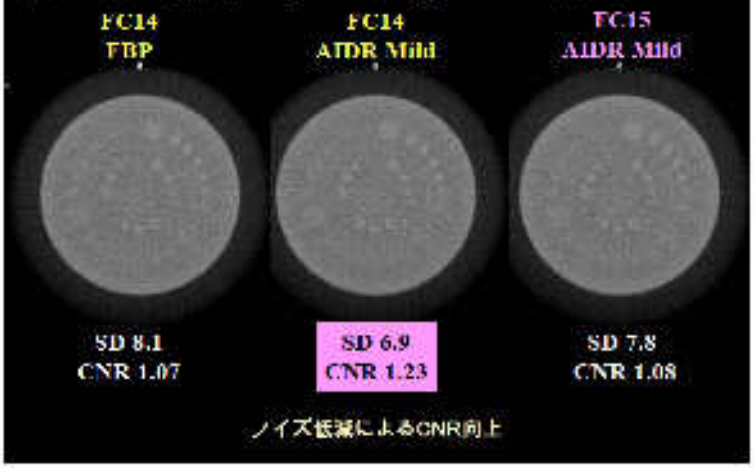
ノイズ低減効果：冠動脈CT



血管形状の描出性

再構成法に起因する画質変化

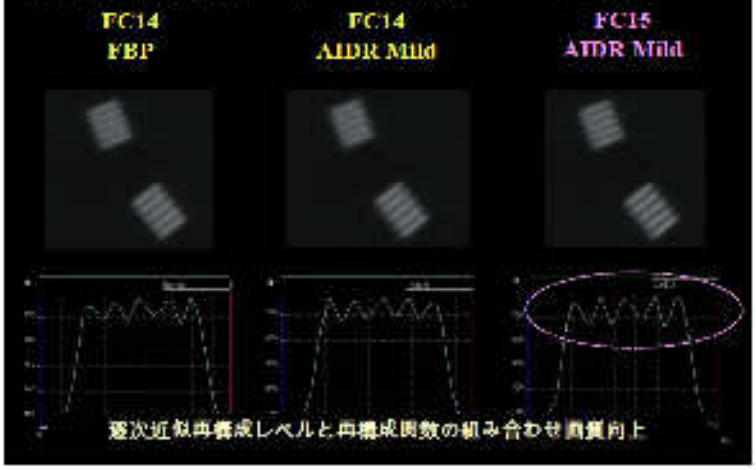
低コントラスト検出能:Catphan ロッド @ 0.5 mm スライス厚



ノイズ低減によるCNR向上

再構成法に起因する画質変化

高コントラスト検出能:Catphan スリット @ 0.5 mm スライス厚



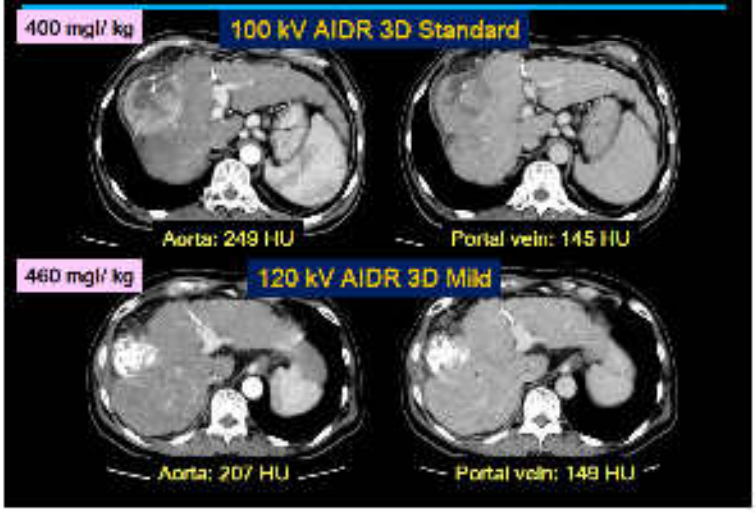
逐次近似再構成レベルと再構成関数の組み合わせ画質向上

逐次近似再構成の臨床応用と被ばく低減

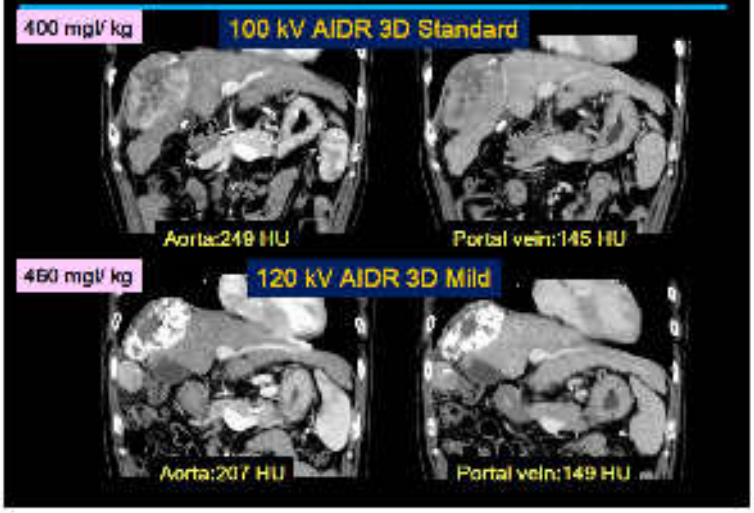
- 逐次近似応用再構成法の原理
- 逐次近似再構成の画質特性
- 画像ノイズ低減効果とアーチファクト軽減効果
- **低線量撮影のルーチン化（低管電圧撮影）**
- 低被ばく・高画質化
- Full interactive reconstruction

Hiroshima University Hospital

低管電圧撮影への応用：60 kg，腎機能低下症例（eGFR 44）



低管電圧撮影への応用：60 kg，腎機能低下症例（eGFR 44）



逐次近似再構成の臨床応用と被ばく低減

逐次近似応用再構成法の原理

逐次近似再構成の画質特性

画像ノイズ低減効果とアーチファクト軽減効果

低線量撮影のルーチン化（低管電圧撮影）

低被ばく・高画質化

Full interactive reconstruction

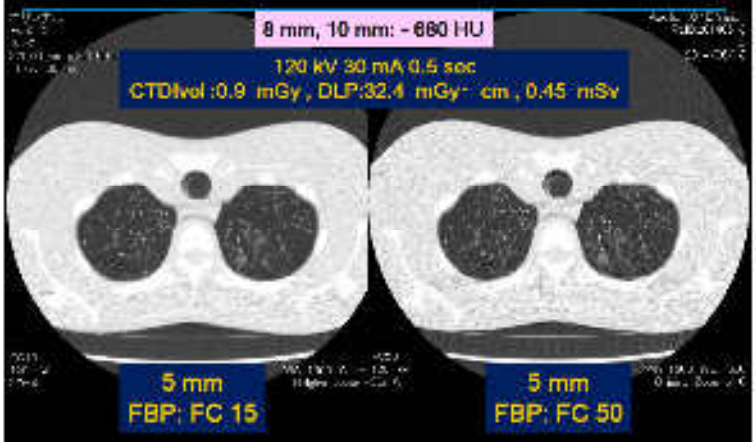
Hiroshima University Hospital

低線量肺がんCT検診への応用

胸部ファントム　N-1　ラングマン：株式会社京都科学

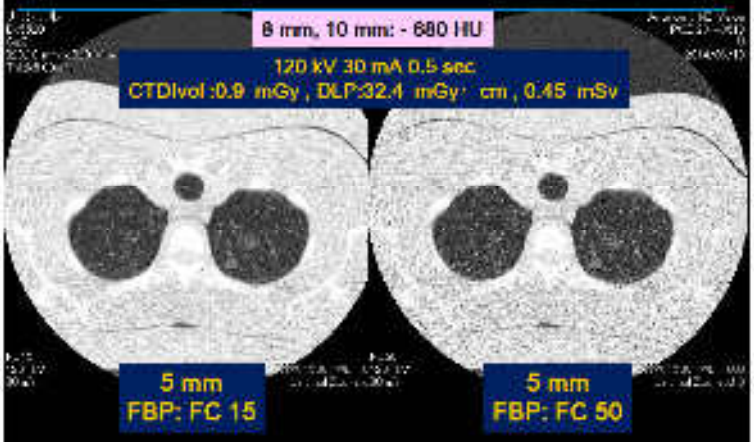
チェストプレート：前後30 mm　　模擬結節

低線量肺がんCT検診への応用：標準体型



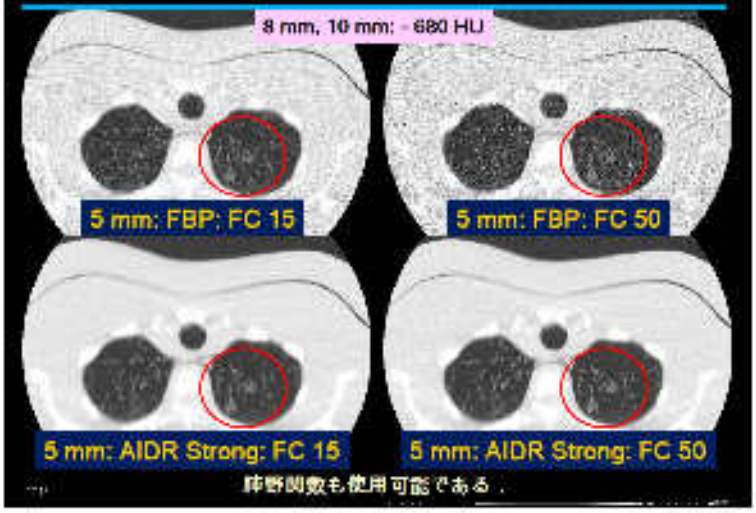
通常体型では，低線量でも十分診断可能

低線量肺がんCT検診への応用：高体格



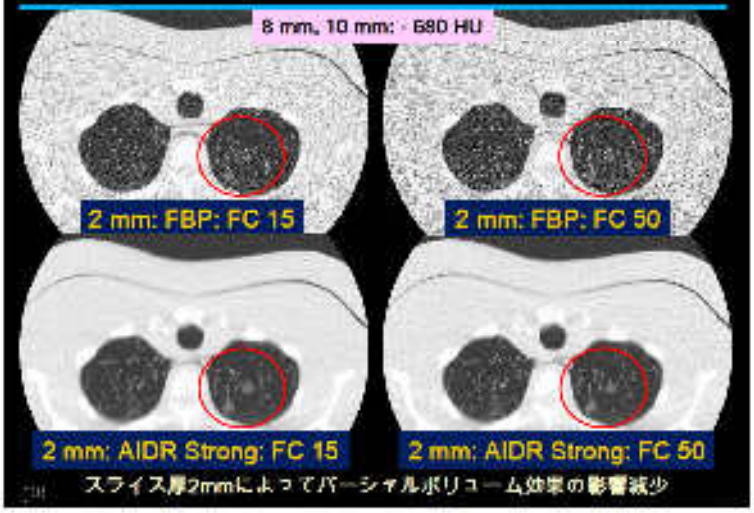
高体格では，ノイズの影響を大きくうける

低線量CT，高体型：高画質化（高周波強調再構成関数）



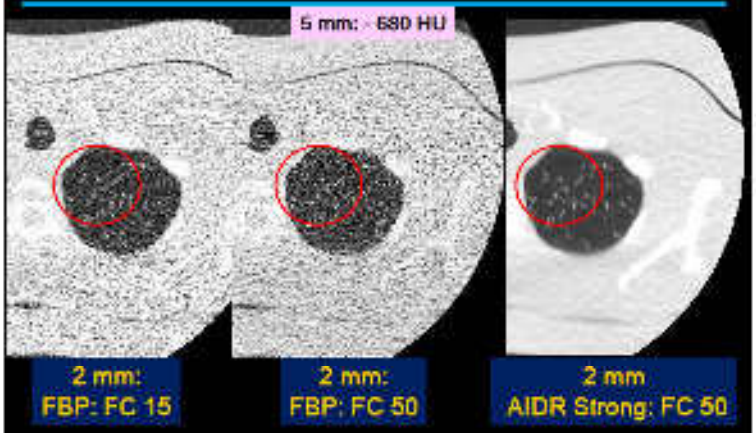
肺野関数も使用可能である．

低線量CT，高体型：高画質化（スライス厚）



スライス厚2mmによってパーシャルボリューム効果の影響減少

低線量CT，高体型：高画質化（5 mm小病変）



スライス厚2 mmによって小病変の検出可能となる

Dynamic Volume Scan（機能画像診断）への応用

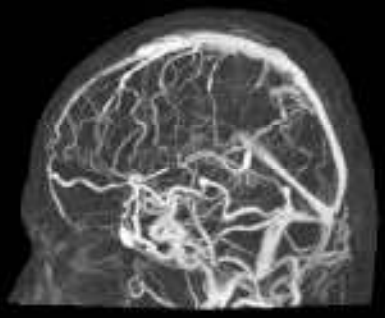
Dynamic Volume Scan
- 連続スキャンが必要→被ばく線量の増加
- 低電圧および低線量の必要性

形態画像診断 → 機能画像診断

臨床応用
- 脳血管造影 4D CTA(DSA)
- 瞳下造影
- アデノシン負荷心筋パフュージョン
- 肝臓・膵臓パフュージョン

胸部動態撮影(胸膜癒着診断)
- 胸部再手術に際して胸膜癒着の有無の術前評価
- 開胸アプローチ、治療戦略に役立てる

Dynamic Volume Scan：4D DSA(左横S状静脈洞AVT)



80 kV 100 mA 0.5 sec AIDR 3D Standard

開胸術のための胸膜癒着診断CT
骨肉腫・肺転移；左下葉切除術前

開胸術のための胸膜癒着診断CT
骨肉腫・肺転移；左下葉切除術前

Dynamic volume scan
100 kV 30 mA 0.35 sec 10sec FC51 AIDR-3D Mild
CTDIvol 18.5 mGy DLP 295.8 mGy・cm

逐次近似再構成の臨床応用と被ばく低減

逐次近似応用再構成法の原理

逐次近似再構成の画質特性

画像ノイズ低減効果とアーチファクト軽減効果

低線量撮影のルーチン化（低管電圧撮影）

低被ばく・高画質化

Full interactive reconstruction

Hiroshima University Hospital

RSNA 2013

LL-PHE4176

Understanding the Principle, Image Characteristics, and Radiation Dose of Full- and Hybrid Iterative Reconstruction (IR) at CT

Wataru Fukumoto
Toru Higaki , Fuminari Tatsugami, Yuko Nakamura
Kazuo Awai
Akira Taniguchi , et al.

Hiroshima University Hospital

Full interactive reconstruction
東芝メディカルシステム株式会社の国内薬事未承認品（WIP）が含まれる内容です．
申し訳ありませんが，表示はひかえさせていただきます．

結　語

逐次近似応用再構成法は，画像ノイズ改善，アーチファクトの低減により，診断能の向上，被ばく線量低減が明確となった．しかし，線量低減に対する挙動はメーカにより全く異なり，撮影条件による画像への影響も変化する．

低線量撮影のルーチン化に加えて，ノイズ低減＋高周波再構成関数による高画質化，低管電圧撮影への応用，動態画像，機能画像による評価が可能となった．

今後，Full iterative reconstructionの導入により，更なる被ばく低減および高画質化（ノイズ低減＋高分解能）が期待される．

トモシンセシスにおけるIR法の有用性

鳥取大学医学部附属病院 放射線部
福 井 亮 平

本日の内容

- トモシンセシスとは？
- 従来のトモシンセシス
- IR法を用いた新しいトモシンセシス
- 臨床例
- 今後の展望

本日の内容

- トモシンセシスとは？
- 従来のトモシンセシス
- IR法を用いた新しいトモシンセシス
- 臨床例
- 今後の展望

トモシンセシスとは？

トモシンセシスはディジタルの断層撮影。
Screen/FilmをFlat Panel Detectorに置き換え、任意高さの画像取得を可能とした撮影技術。

tomosynthesis

= tomography + synthesis

断層　　合成

マンモグラフィ装置では様々なメーカーが実装しているが、一般撮影領域では島津製作所とGE Healthcareの装置のみ。

トモシンセシスとは？

トモシンセシスはディジタルの断層撮影。
Screen/FilmをFlat Panel Detectorに置き換え、任意高さの画像取得を可能とした撮影技術。

tomosynthesis

= tomography + synthesis

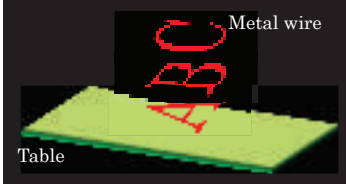
断層　　合成

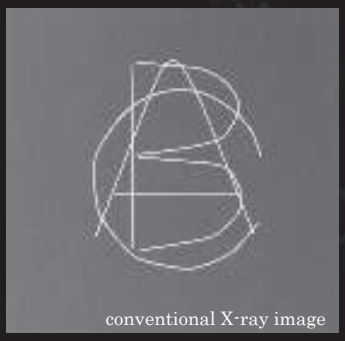
マンモグラフィ装置では様々なメーカーが実装しているが、一般撮影領域では島津製作所とGE Healthcareの装置のみ。

逐次近似再構成を実装

トモシンセシスの画像

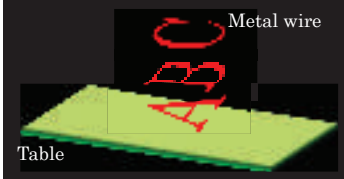
撮影方法は従来の断層撮影で言う“直線軌道”。
撮影の際にFPDが動く装置（島津）と動かない装置（GE）がある。

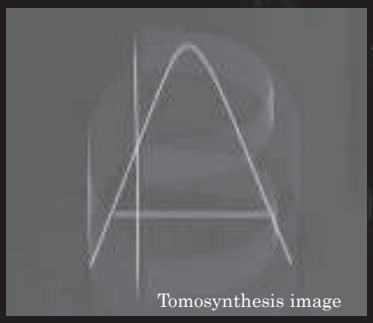




トモシンセシスの画像

撮影方法は従来の断層撮影で言う“直線軌道”。
撮影の際にFPDが動く装置（島津）と動かない装置（GE）がある。





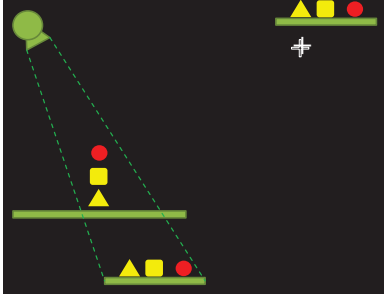
単純X線撮影に奥行方向の情報を与えることができる。

本日の内容

- トモシンセシスとは？
- 従来のトモシンセシス
- IR法を用いた新しいトモシンセシス
- 臨床例
- 今後の展望

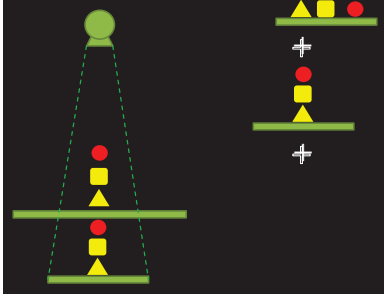
トモシンセシスの再構成

初期のトモシンセシス再構成法はシフト加算法と呼ばれる再構成法であった。



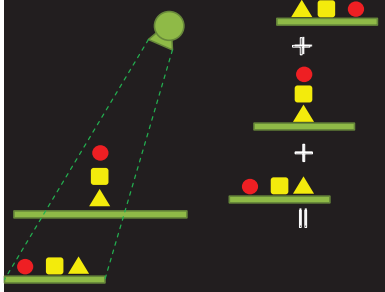
トモシンセシスの再構成

初期のトモシンセシス再構成法はシフト加算法と呼ばれる再構成法であった。



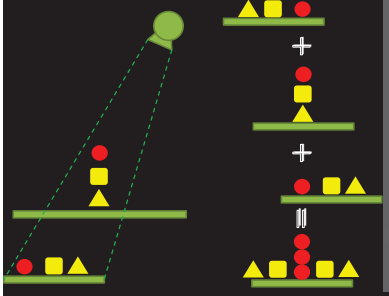
トモシンセシスの再構成

初期のトモシンセシス再構成法はシフト加算法と呼ばれる再構成法であった。



トモシンセシスの再構成

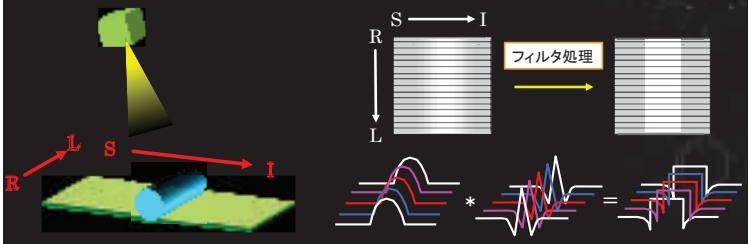
初期のトモシンセシス再構成法はシフト加算法と呼ばれる再構成法であった。



シフト加算法の利点は計算時間が早いことである。しかし、S/Fの断層撮影でも問題となった別断面にある高吸収体の流れ像を消しきれない。

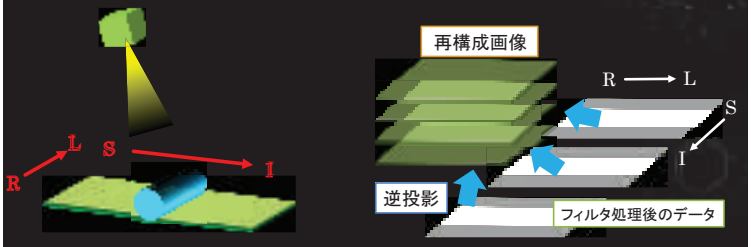
トモシンセシスの再構成

シフト加算法の問題点を解決するために、現在のトモシンセシス再構成法として広く用いられているのがフィルタ補正逆投影法（FBP）である。これは、トモシンセシス撮影を角度に制限のあるCTの画像収集と捉え、限られた角度情報から断層画像を再構成する。



トモシンセシスの再構成

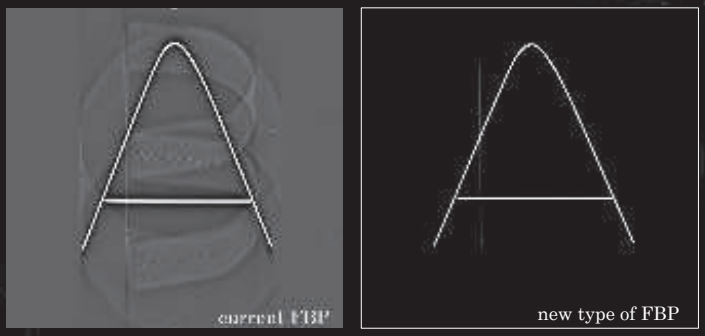
シフト加算法の問題点を解決するために、現在のトモシンセシス再構成法として広く用いられているのがフィルタ補正逆投影法（FBP）である。これは、トモシンセシス撮影を角度に制限のあるCTの画像収集と捉え、限られた角度情報から断層画像を再構成する。



シフト加算法に比べ計算時間は延長するが、障害陰影を抑制し、コントラストも改善することができる。

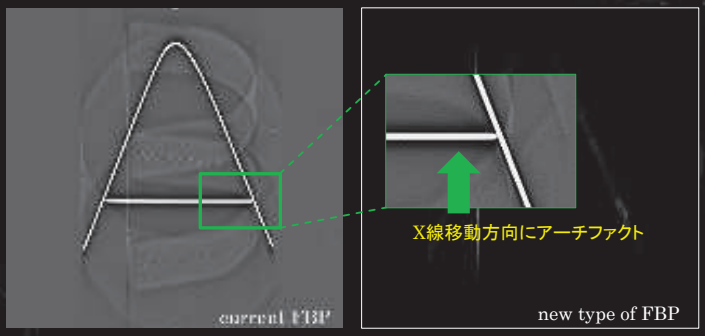
トモシンセシスの再構成

左図は従来から実装されているフィルタを使用したFBP再構成画像である。流れ像は改善されている。しかし、コントラストが満足できない。右図はフィルタ処理の際に直流成分をわずかに残すことで、コントラストを改善した画像となっている。



トモシンセシスの再構成

左図は従来から実装されているフィルタを使用したFBP再構成画像である。流れ像は改善されている。しかし、コントラストが満足できない。右図はフィルタ処理の際に直流成分をわずかに残すことで、コントラストを改善した画像となっている。

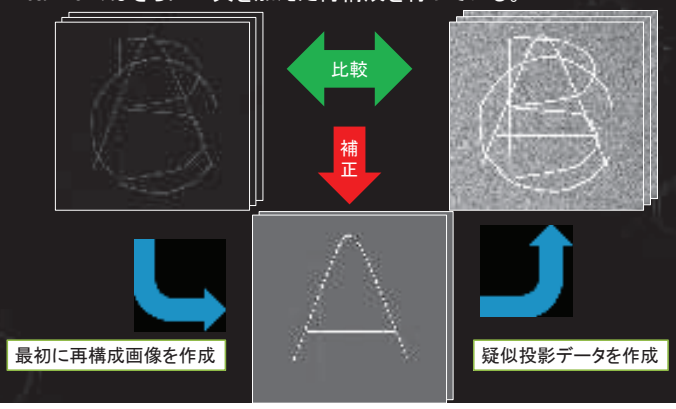


本日の内容

- トモシンセシスとは？
- 従来のトモシンセシス
- IR法を用いた新しいトモシンセシス
- 臨床例
- 今後の展望

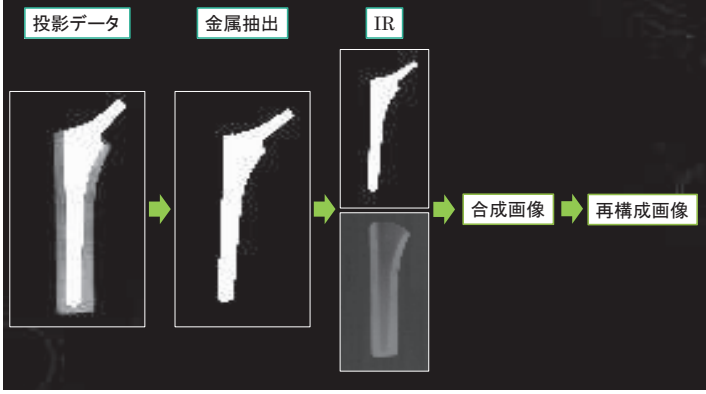
トモシンセシスでの逐次近似再構成

トモシンセシスの逐次近似画像再構成法（IR法）は最尤法を採用している。IR法導入の目的は金属アーチファクト低減であるが、safire17はさらに工夫を加えた再構成を行っている。



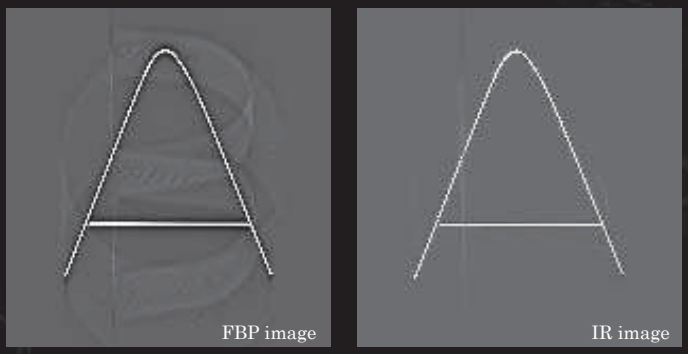
トモシンセシスでの逐次近似再構成

トモシンセシスの逐次近似画像再構成法（IR法）は最尤法を採用している。IR法導入の目的は金属アーチファクト低減であるが、safire17はさらに工夫を加えた再構成を行っている。



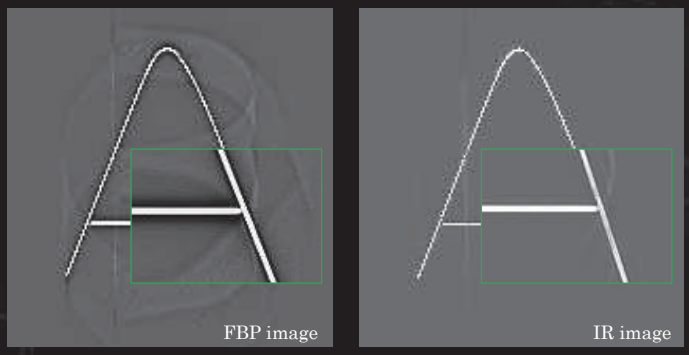
FBP画像との比較

IR法では当然計算時間が延長するため、再構成画像表示までの時間は掛かるが、高機能なワークステーションにより検査に支障が無い程度まで再構成時間は短縮されている。



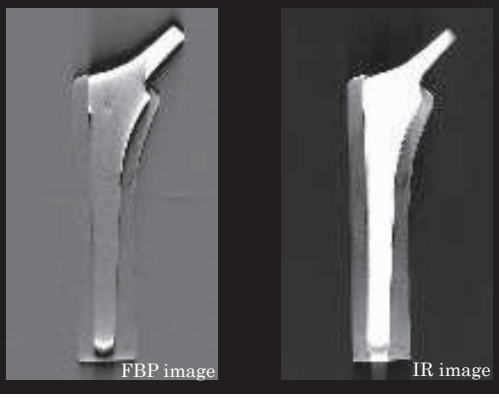
FBP画像との比較

IR法では当然計算時間が延長するため、再構成画像表示までの時間は掛かるが、高機能なワークステーションにより検査に支障が無い程度まで再構成時間は短縮されている。



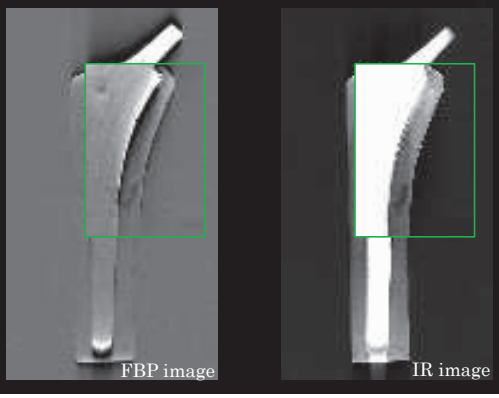
FBP画像との比較

IR法では当然計算時間が延長するため、再構成画像表示までの時間は掛かるが、高機能なワークステーションにより検査に支障が無い程度まで再構成時間は短縮されている。



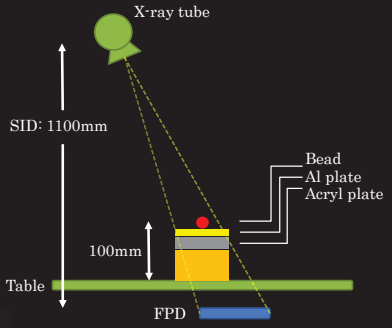
FBP画像との比較

IR法では当然計算時間が延長するため、再構成画像表示までの時間は掛かるが、高機能なワークステーションにより検査に支障が無い程度まで再構成時間は短縮されている。



断層厚の比較

また、IR法では断層厚も薄くなると言われている。本院で計測した結果を示す。



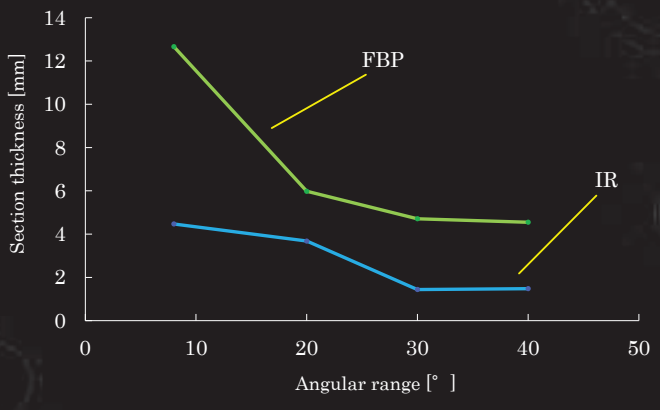
Exposure conditions
75kV 2.5mAs 1.2msec

Reconstruction
FBP, IR

Others
Bead: φ = 0.3 mm
Al plate: Thickness = 1.0 mm
Acryl plate: Thickness = 10 mm
Angular range: 8, 20, 30, 40°

断層厚の比較

また、IR法では断層厚も薄くなると言われている。本院で計測した結果を示す。

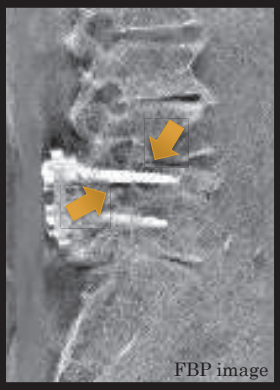


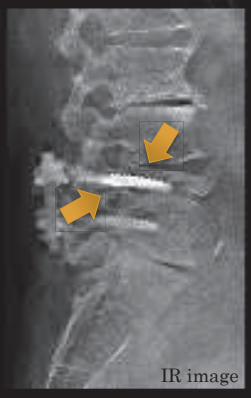
本日の内容

- トモシンセシスとは？
- 従来のトモシンセシス
- IR法を用いた新しいトモシンセシス
- 臨床例
- 今後の展望

臨床例

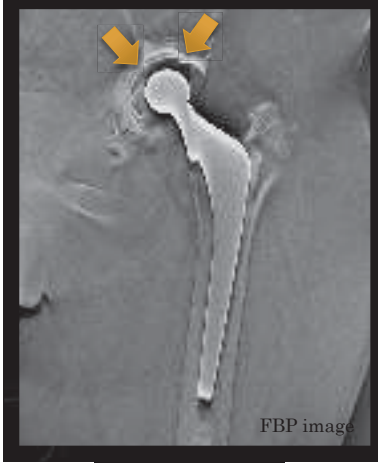
- post PLIF





臨床例

- post THA using ceramic cup



臨床例

- post THA using metal cup

臨床例

- post HTO (frontal view)

臨床例

- post HTO (lateral view)

本日の内容

- トモシンセシスとは？
- 従来のトモシンセシス
- IR法を用いた新しいトモシンセシス
- 臨床例
- 今後の展望

今後の展望

- トモシンセシス画像のMPR表示
- トモシンセシス画像の3D表示
- IR法における物理評価
- 臨床的有用性の検討
  -
  -
  -

可能性は無限大！？

まとめ

トモシンセシスの臨床的意義は非常に高く、IR法使用によるアーチファクトの低減効果は臨床的価値を高める。しかし、処理の特性を理解し、症例や運用に合った再構成法を選択すべきである。また、物理的な評価も行われるべきであり、さらに検討されなければならない。

ご清聴ありがとうございました。