



最先端トモグラフィー画像再構成 —X線CTから拡散光トモグラフィーへの展開—

工藤 博幸

筑波大学システム情報系情報工学域

JST-ERATO, 百生量子ビーム位相イメージングプロジェクト

JST-CREST, 情報計測

簡単な自己紹介

☆ 私の研究分野は『トモグラフィーの画像再構成』で、主にこれまで医療用X線CTとPET(ポジトロンCT)と呼ばれる装置を中心に画像再構成の研究を行ってきた

最近では欲張って、電子線トモグラフィー、X線位相イメージングなどの他のイメージング装置の研究も行っている

☆ 拡散光トモグラフィーにおける画像再構成の研究も、2010～2012年にJST先端計測機器開発プログラムの補助を受け(株)浜松ホトニクスと行った

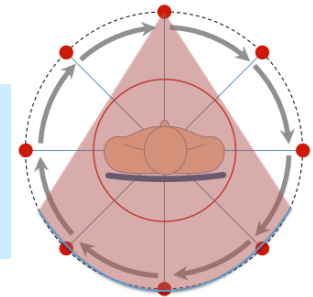
課題名:『乳がんスクリーニングを目指した光マンモグラフィの開発』(浜松ホトニクス, 浜松医科大学, 北海道大学, 筑波大学, 期間: H21～H23)

本日の発表の概要

- (1) CT画像再構成の基礎(7分)
- (2) 最先端のX線CT画像再構成の研究動向(16分)
- (3) 拡散光トモグラフィーに関する私の研究(7分)

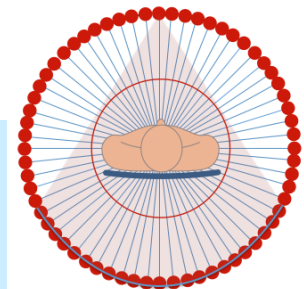
スパースビューCT

圧縮センシングを用いて少ない方向数の投影データでCTを実現



低線量CT

X線管の電流(電圧)を落としてSN比が悪い投影データから統計的再構成法で画像生成



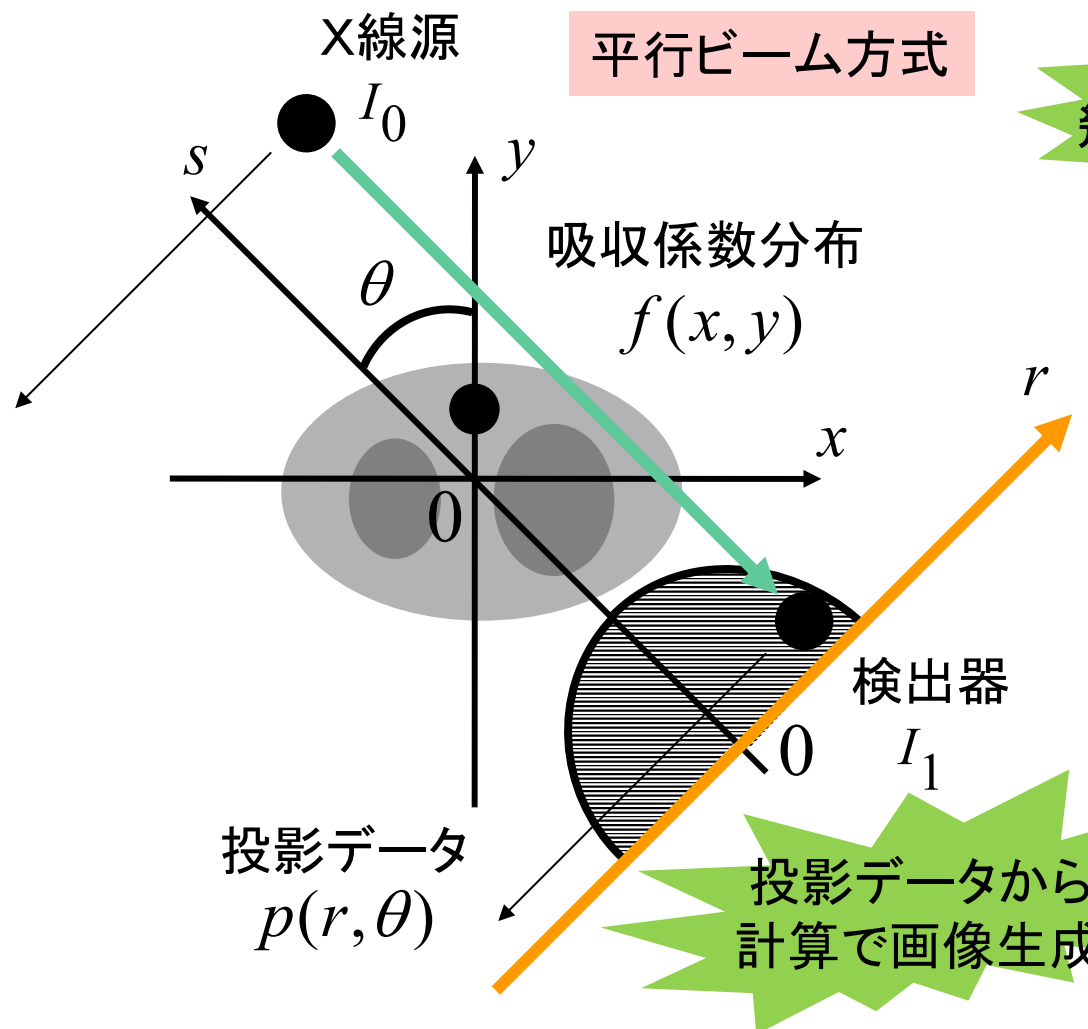
CT画像再構成の基礎

- (1) X線CTにおける画像再構成
- (2) 拡散光トモグラフィーの画像再構成
- (3) X線CTと拡散光トモグラフィーの画像再構成の対比

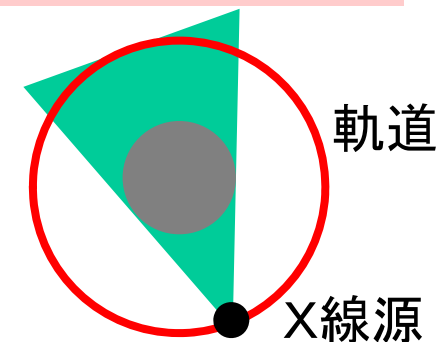
X線CTと拡散光トモグラフィーの画像再構成にどのような類似性や相違があるかを知ってほしい

X線CTにおける画像再構成

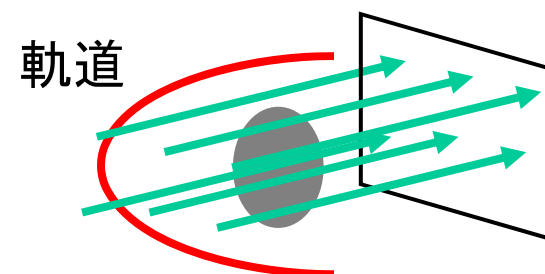
X線CTにおける画像生成法



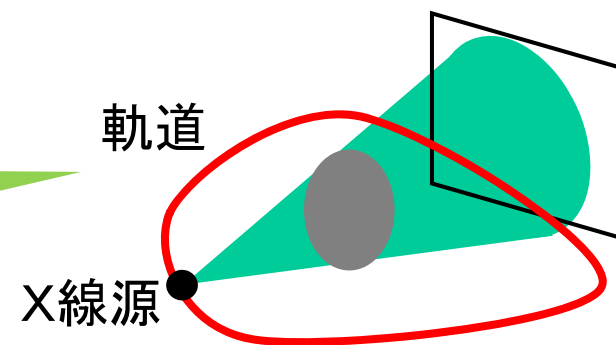
ファンビーム方式



3次元平行ビーム方式



3次元コーンビーム方式



画像再構成は投影データから画像を復元する逆問題

解析的画像再構成法(フィルタ補正逆投影(FBP)法)

現在の全てのX線CT装置に採用されている

平行ビーム方式の場合

[STEP 1] フィルタリング

$$q(r', \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} dr \, h_R(r' - r) p(r, \theta)$$

ランプフィルタ 投影データ

[STEP 2] 逆投影

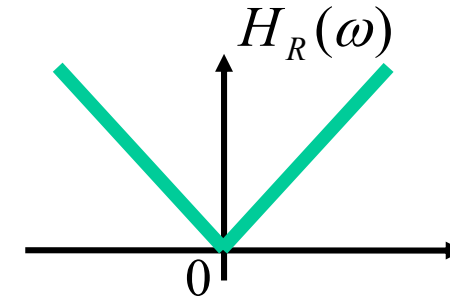
$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi} \int_0^\pi d\theta \, q(x \cos \theta + y \sin \theta, \theta)$$

再構成画像

画像再構成の基本は逆投影だが
ぼけるのでフィルタで補正

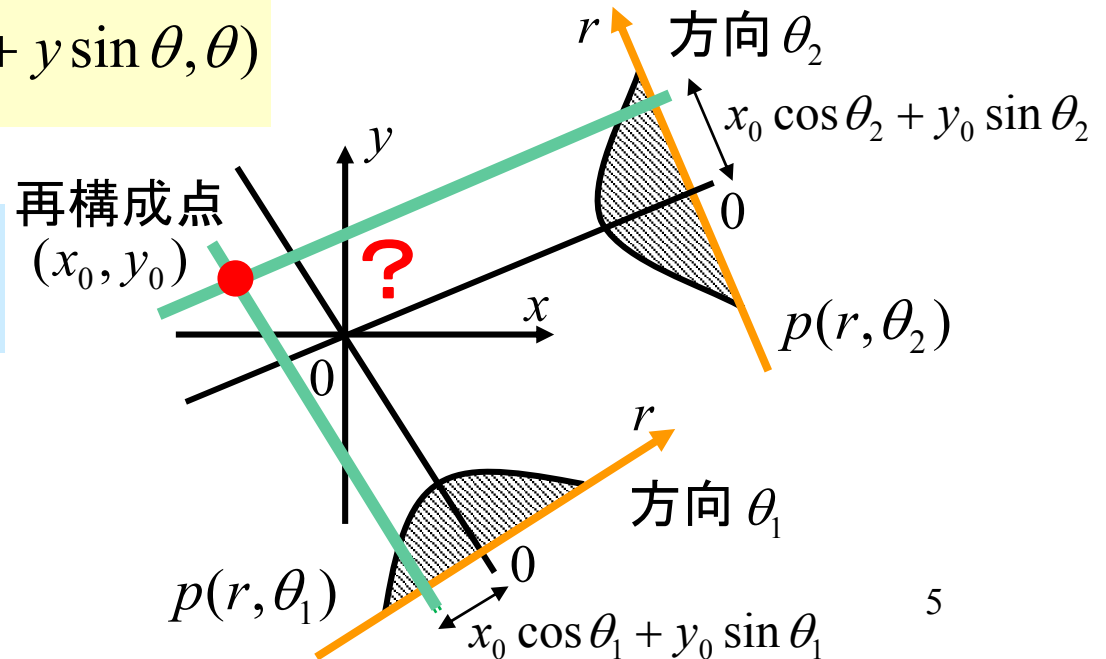
ファンビーム, 3次元平行ビーム,
3次元コーンビームに拡張可能

ランプフィルタの周波数特性



逆投影

再構成点を通る全ての
投影データを加算



逐次近似(統計的)画像再構成法

研究レベルではメインストリーム

雑音が多い投影データや不足した投影データから良好な画像再構成が可能
画像と投影データの関係を離散化して線形方程式で表し, それに基づき画像再構成

$$A\vec{x} = \vec{y}$$

画像 投影データ

未知数の数(画像の画素数) J
式の数(投影データ数) I

統計的画像再構成(雑音が多い)

$$I \gg J$$

$$\underset{\vec{x}}{\text{minimize}} \text{dis}(\vec{y}, A\vec{x})$$

雑音の統計的性質に基づき定義した距離

不足した投影データの再構成

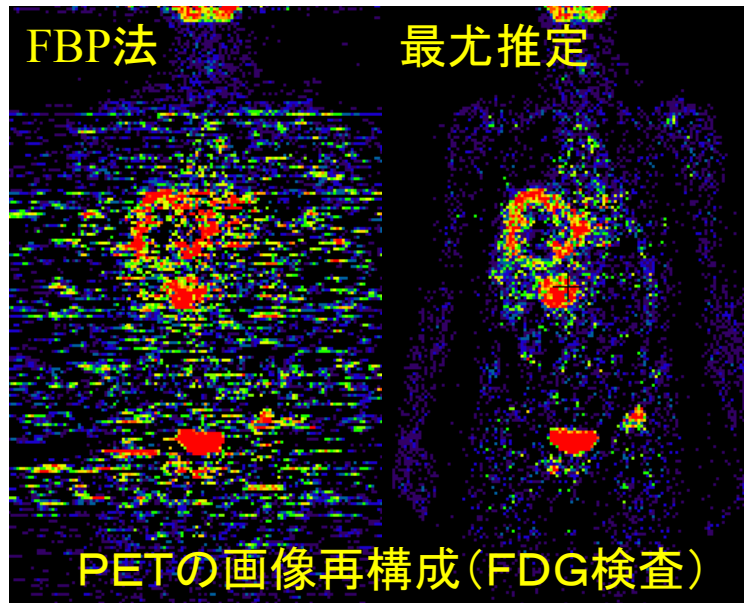
$$I \ll J$$

$$\underset{\vec{x}}{\text{minimize}} f(\vec{x}) \text{ subject to } A\vec{x} = \vec{y}$$

最も良い解を選び出す評価関数

FBP法

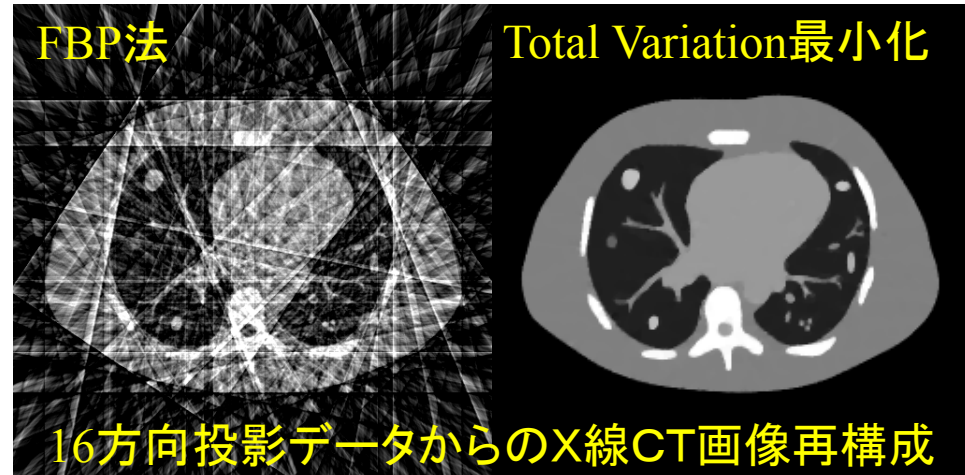
最尤推定



PETの画像再構成(FDG検査)

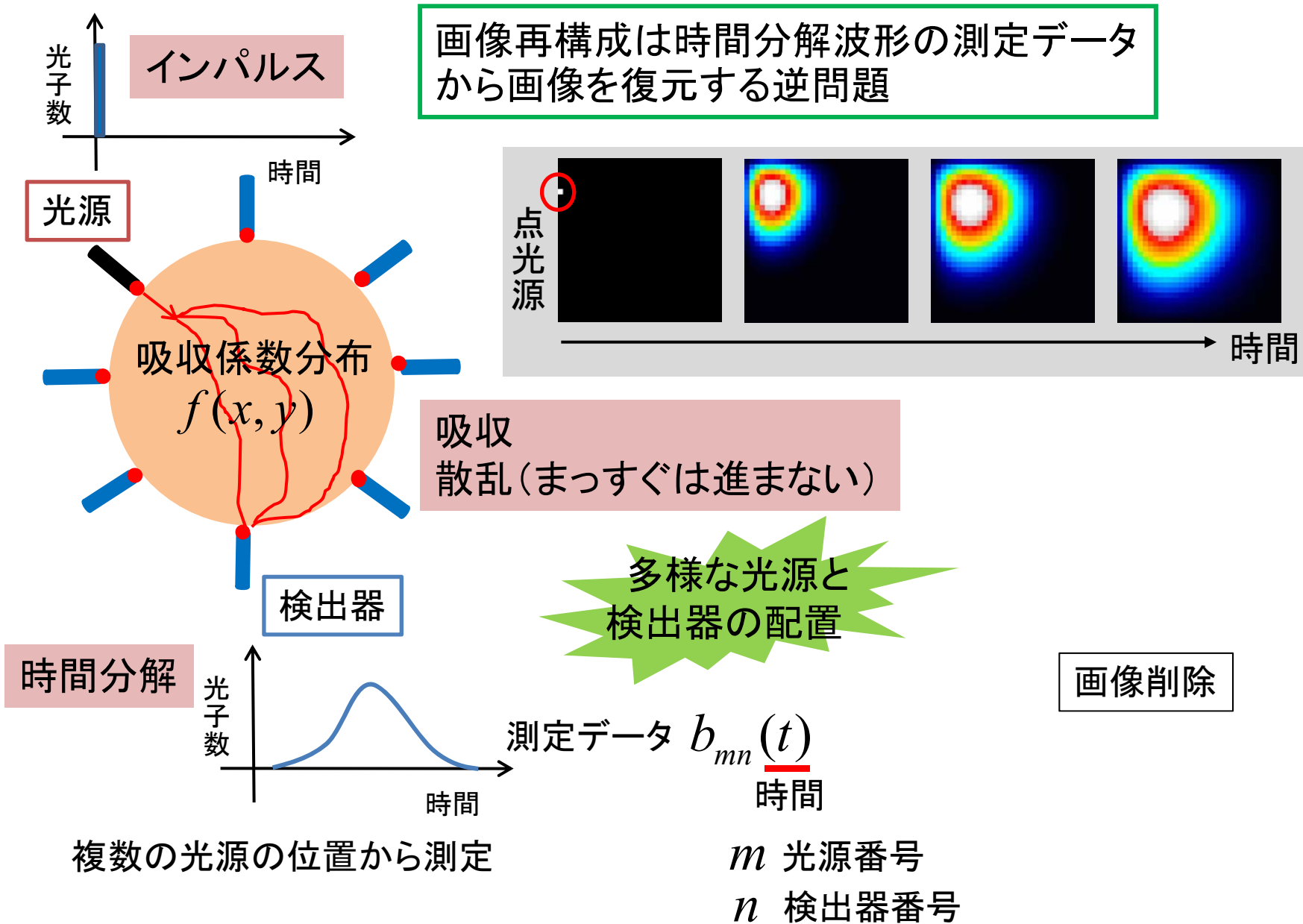
FBP法

Total Variation最小化



16方向投影データからのX線CT画像再構成

拡散光トモグラフィーにおける画像再構成



X線CTと拡散光トモグラフィーの画像再構成問題の対比

	X線CT	拡散光トモグラフィー
画像の意味	吸収係数分布(臓器の 形態画像)	吸収係数分布(血流の 機能画像)
画像再構成モデル式の相違 $\underbrace{A}_{\text{画像}} \underbrace{\vec{x}}_{\text{測定データ}} = \underbrace{\vec{y}}_{\text{測定データ}}$	- 直進するので単純(幾何学的計算) Aは画像の値をX線の通路に沿って加える線形演算子 位置情報がつきやすく(直進), 不良設定問題になりにくい - 測定データサイズは小さい(2D) $p(r, \theta)$: 動径と角度の関数	- 散乱するので複雑(拡散方程式を解く必要) Aは散乱係数分布により決まる線形演算子 位置情報がつきにくく(散乱), 不良設定問題になる - 測定データサイズは大きい(3D) $b_{mn}(t)$: 光源+検出器+時間の関数
画像再構成法	解析的再構成法と統計的再構成法の両者が可能	統計的再構成法が唯一 (散乱の逆変換を解析的に求めるのは無理)

結論

拡散光トモグラフィーの画像再構成はX線CTと比較してチャレンジング

X線CTでは出せない機能画像が出せるので大きなニーズ

最先端のX線CT画像再構成の研究動向

- (1) スパースビューCTの画像再構成
- (2) 低線量CTの画像再構成

拡散光トモグラフィーも光源数や検出器数が少ない場合スパースビューCTと同じ状況

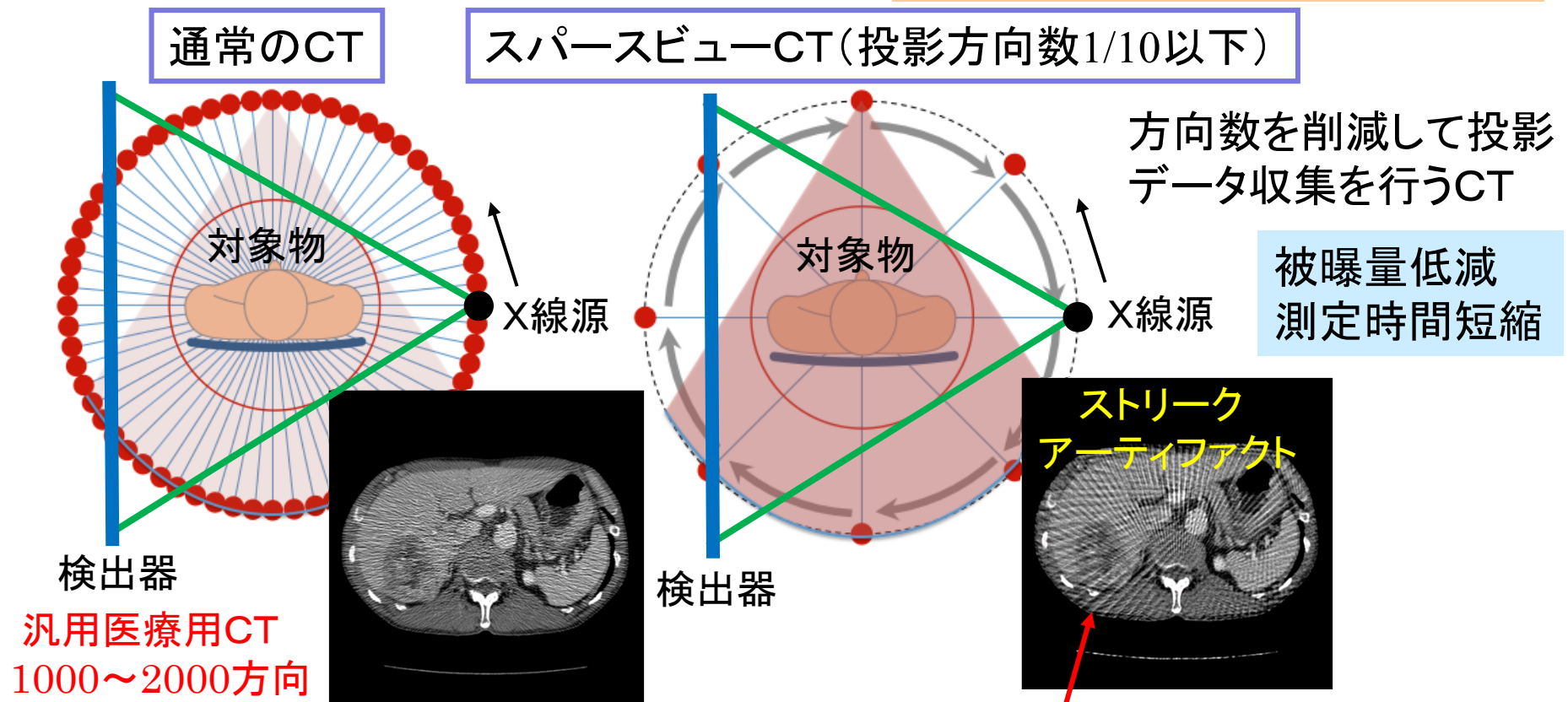
拡散光トモグラフィーも弱い光や測定の積算回数が少ないと低線量CTと同じ状況

テーマ1：スパースビューCTの画像再構成(圧縮センシング)

- (1) スパースビューCTとは何か
- (2) スパースビューCTの歴史と研究動向

(1) スパースビューCTとは何か

拡散光トモグラフィーも光源数や検出器数が少ない場合同じ状況



☆ 投影データ収集に時間がかかる以下のようなCT装置必要性が高い技術

非医療用: マイクロ(ナノ)CT, 放射光CT, 電子線CT, 非破壊検査用CT
医療用: 心臓CT, 歯科用CT, アンジオグラフィー他多数

☆ 少ない方向数の投影データから十分な画質の画像を再構成する画像再構成法の開発がキー(フィルタ補正逆投影(FBP)法だとストリークアーティファクト)

(2) スパースビューCTの歴史と研究動向

- ☆ 古くから、有限の投影方向数の画像再構成問題は零空間が存在し解が一意に定まらないことが知られる

Louis: “Ghosts in tomography - the null space of the Radon transform”, Math.Meth.Appl.Sci., 1981

- ☆ 2000年代中盤まで様々な画像再構成法で試みられてきたが、実用化は無理というのが結論

補間して投影方向数を増加, 逐次近似画像再構成法の適用など

- ☆ 2000年代中盤にDonohoとCandesらが『圧縮センシング』と呼ばれる不足した測定データから高精度で信号復元を行う逆問題の新解法を発見して、実用できる見通しが出てきた

Donoho: “Compressed sensing”, IEEE Transactions on Information Theory, 2006

Candes, Romberg, Tao: “Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information”, IEEE Transactions on Information Theory, 2006

次ページ以降で圧縮センシングの説明

- ☆ その後、圧縮センシングを応用したスパースビューCTの画像再構成に関する膨大な数の研究が行われたが実用化・製品化された例は少ない

圧縮センシングとは

信号にsparsify変換 ϕ を施すとゼロ成分が多い
(sparsify変換の後に $L1$ ノルムをとり評価)

正則化に信号のスパース性を用いる逆問題解法

- ・ 雑音がない(少ない)場合 -> 制約つき最適化

$$\underset{\vec{x}}{\text{minimize}} \left\| \phi(\vec{x}) \right\|_1 \text{ subject to } \underline{A\vec{x}} = \underline{\vec{y}}$$

$L1$ ノルム 画像 投影データ

- ・ 雑音が多い場合 -> 制約なし最適化

$$\underset{\vec{x}}{\text{minimize}} \left\| \underline{\vec{y}} - \underline{A\vec{x}} \right\|^2 + \beta \left\| \phi(\vec{x}) \right\|_1$$

投影データ 画像 $L1$ ノルム

Sparsify変換 ϕ の例

- ・ 天体の画像
恒等変換
- ・ 自然画像
勾配変換
Total Variation (TV)
- ・ 楽器音
フーリエ変換

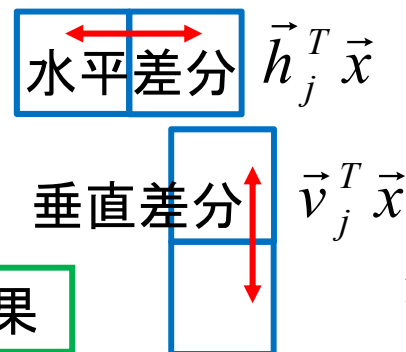
トータルバリエーション (TV, Total Variation)

画像処理に最も良く用いられる
圧縮センシング

正則化項に、先験情報として画像のTotal Variation (TV) ノルムを利用

$$\left\| \vec{x} \right\|_{\text{TV}} = \sum_{j=1}^J \sqrt{\left(\underline{\vec{h}_j^T \vec{x}} \right)^2 + \left(\underline{\vec{v}_j^T \vec{x}} \right)^2}$$

水平方向の差分 垂直方向の差分



エッジを強力に保存しながら画像を滑らかにする効果

TV値が小さい画像



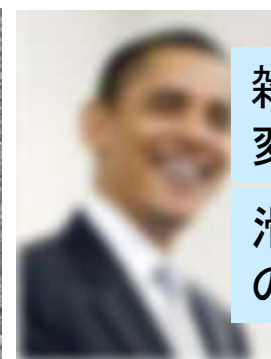
エッジを除く同一領域内で
ほぼ一様な濃度値を持つ画
像（区分的に一様な画像）

TV値が大きい画像



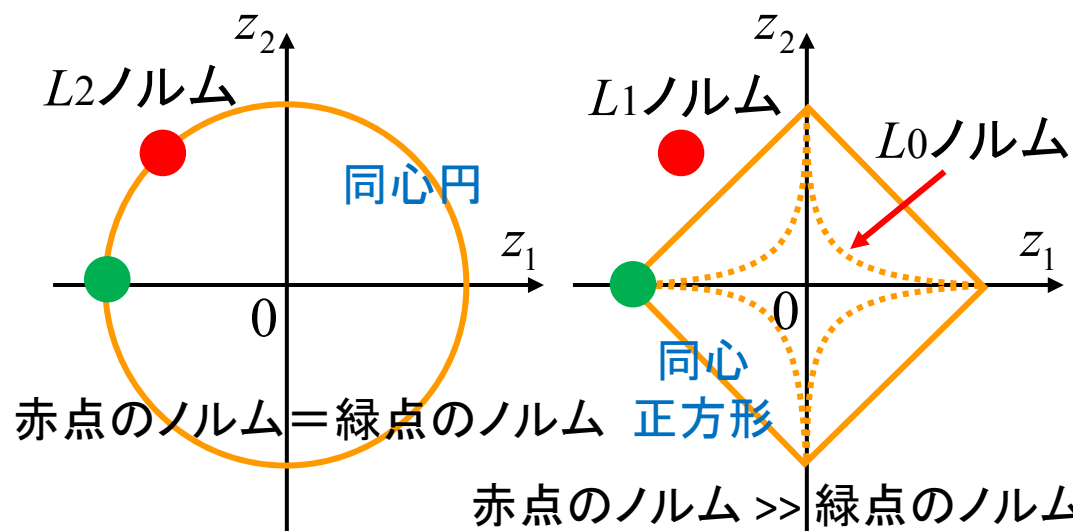
雑音が多い激しく
変化する画像

滑らかな濃度変化
の画像



スパース性を L_1 ノルムで評価する理由

変数の数が2の場合の L_2, L_1, L_0 ノルムの等値線



スパースな解
= 座標軸上の解

座標軸から離れた点を過度に大きく
評価することでスパースな解を抽出

正則化項 $\|\varphi(\vec{x})\|_1$
 $\vec{z}$

$$\|\vec{z}\|_p^p = |z_1|^p + |z_2|^p$$

$(p = 0, 1, 2)$

L_0 ノルムは厳密に $\vec{z}$ の非零成分
の個数であるが非凸関数で最小化
が困難なため L_1 ノルムを使用

L_1 マジック

スパースビューCT再構成例(成功例)

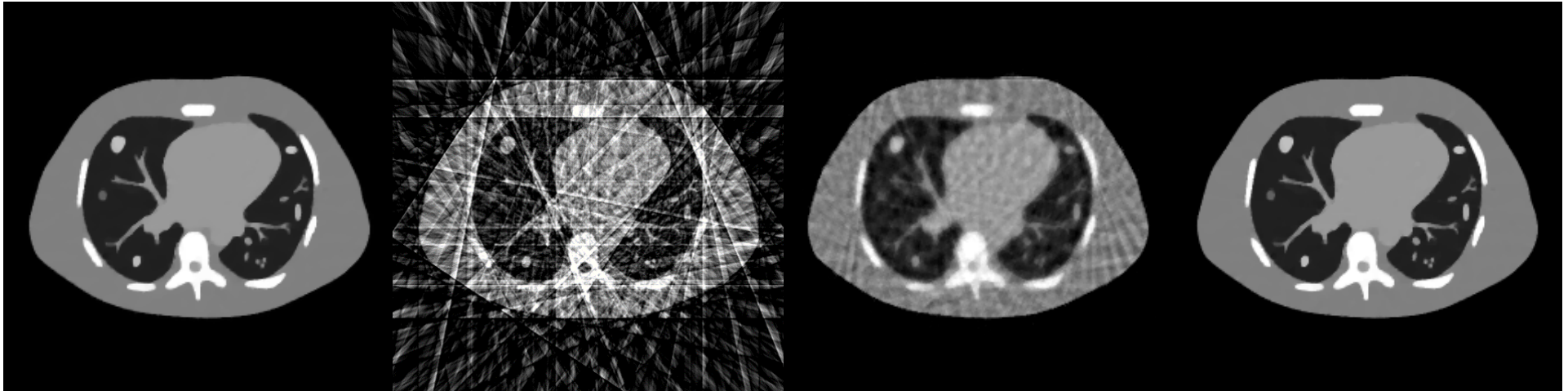
胸部CTシミュレーション(16方向)

原画像

FBP法

ART法

Total Variation

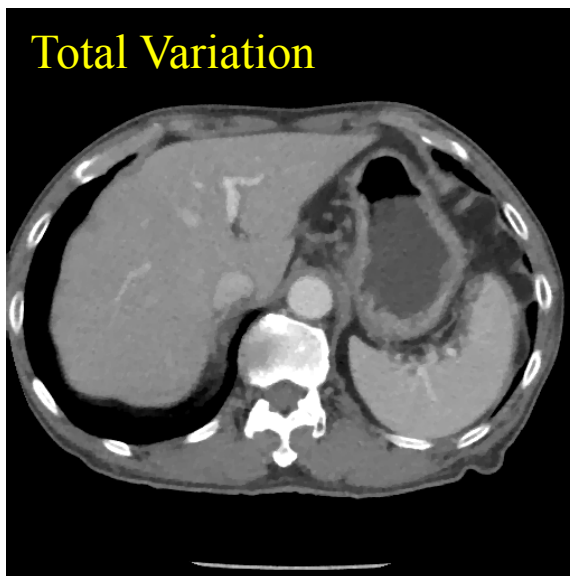
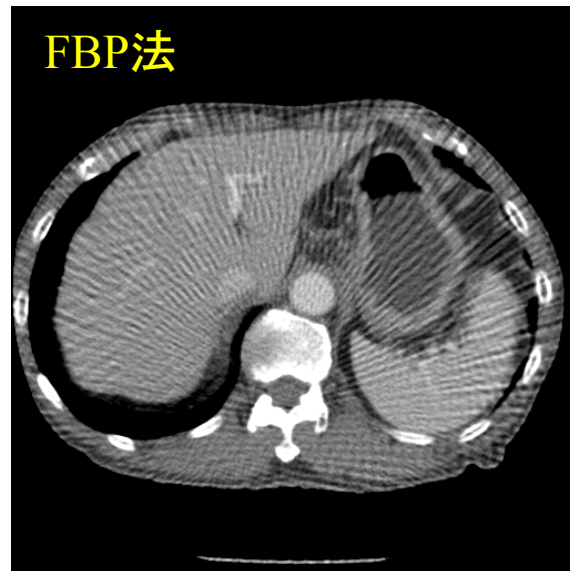


X線位相CT実データ(40方向) マウス耳小骨標本

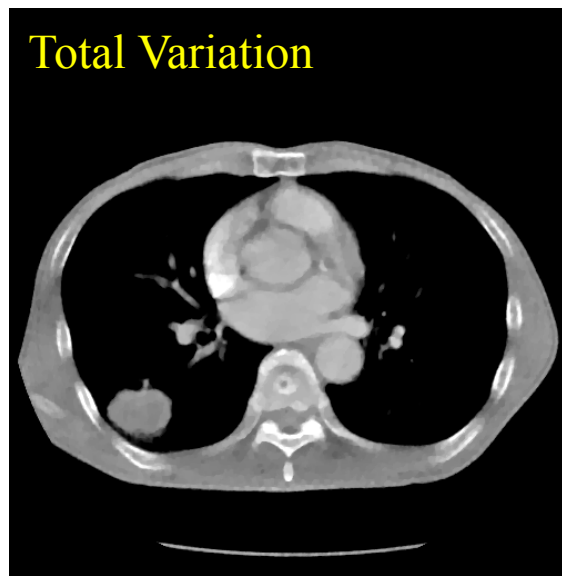
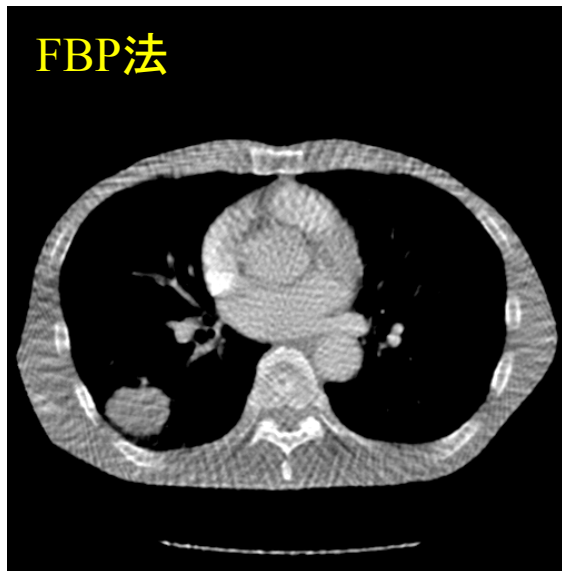
画像削除

医療用CTへの適用例

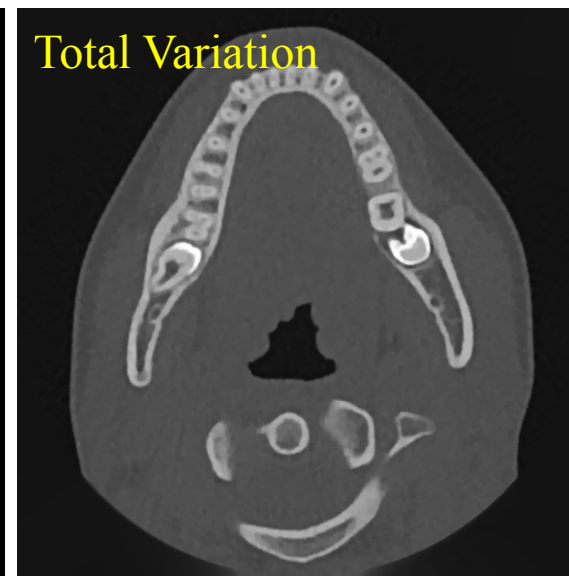
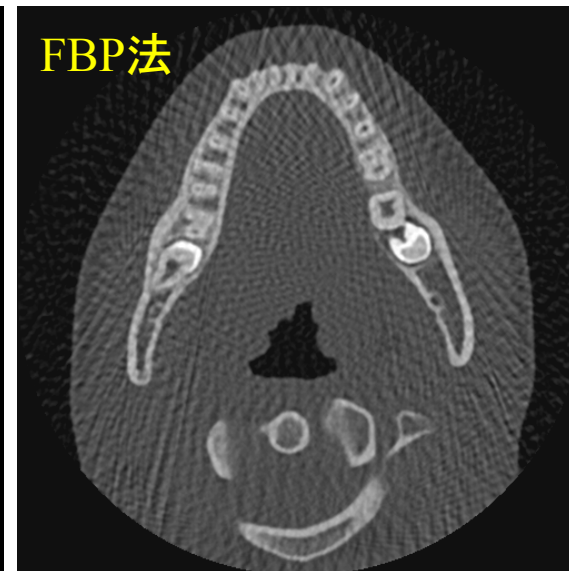
80方向投影データ



64方向投影データ



64方向投影データ

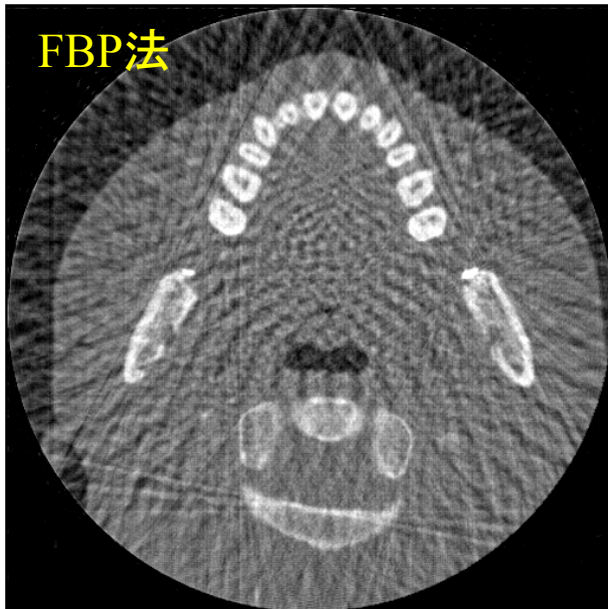


もっと難しい例

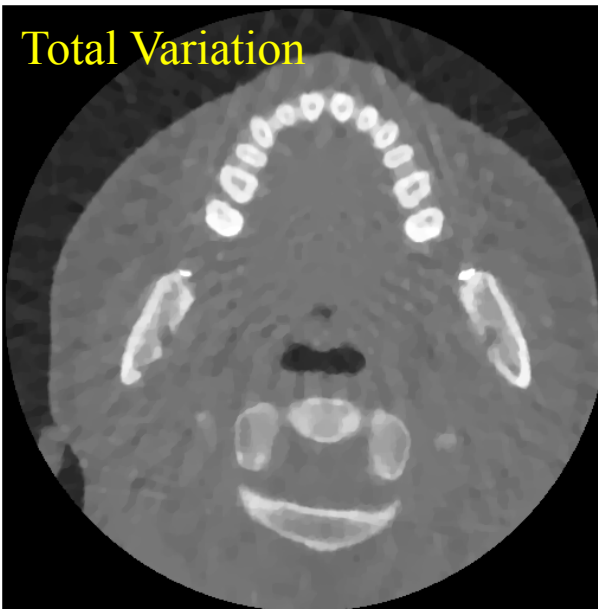
全て32方向投影データ

我々のオリジナル

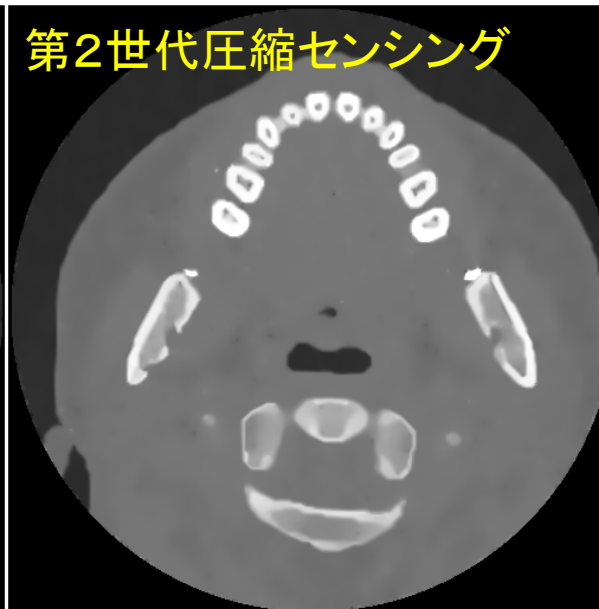
FBP法



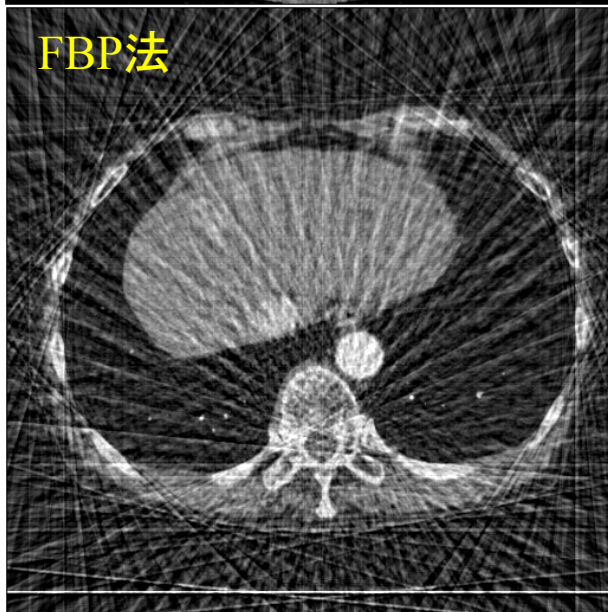
Total Variation



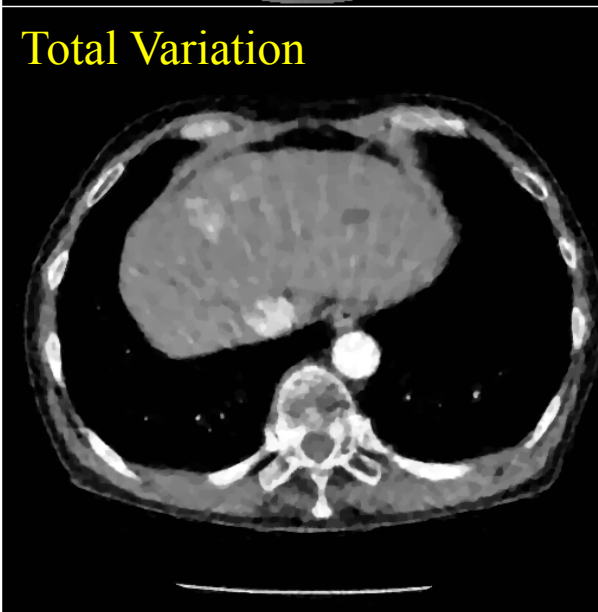
第2世代圧縮センシング



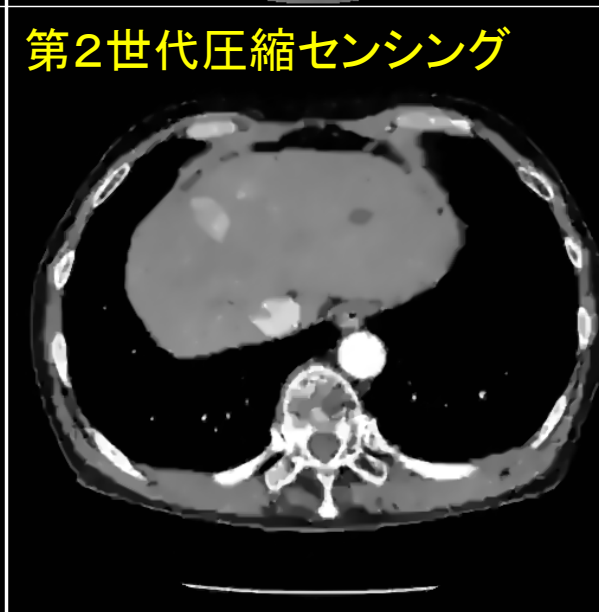
FBP法



Total Variation



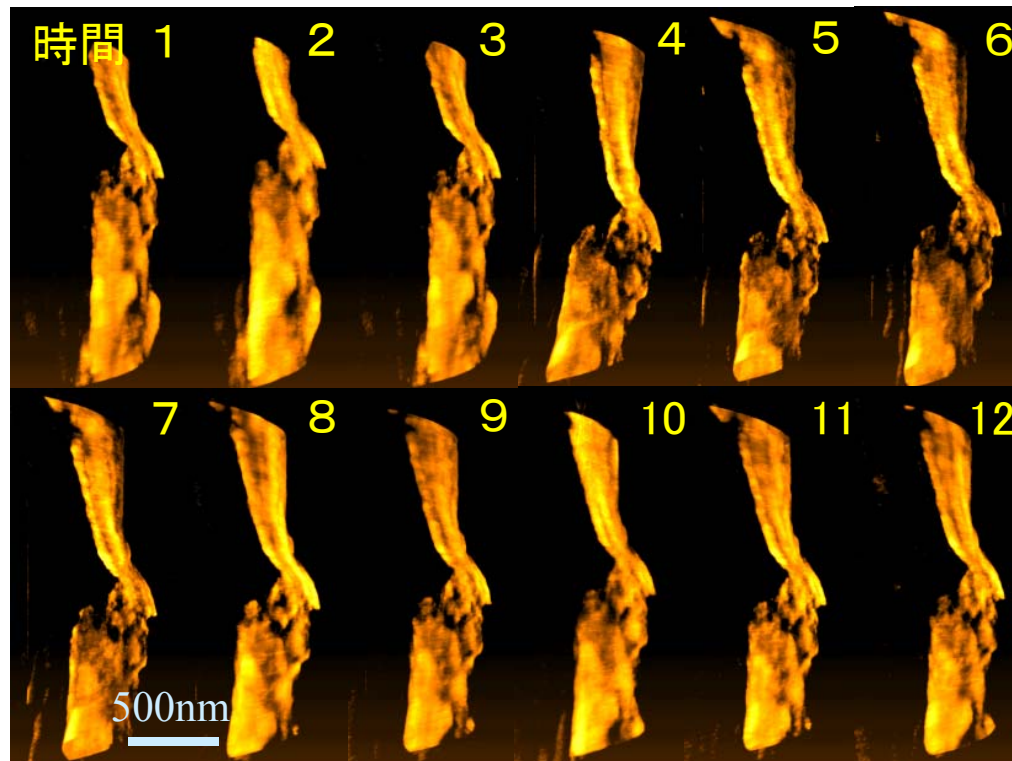
第2世代圧縮センシング



電子線トモグラフィーの例

2016年：電子線トモグラフィーで4D動画像の撮影に成功（世界初）

☆ 金属材料を引っ張りながら塑性変形を映像化（Pb-Snはんだ）



はんだ（Sn-Pb）の塑性変形

フレームあたり8方向投影データ

測定時間は214分（80枚）が
21.4分（8枚）に削減

開発チーム：

九大, 大阪大, 筑波大, (株)システム
インフロンティア, (株)メルビル

テーマ2：低線量X線CTにおける画像再構成

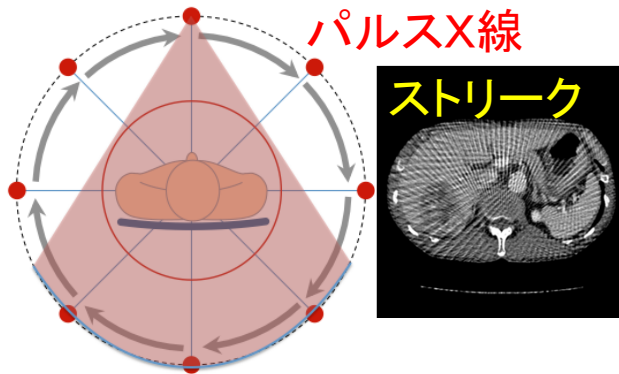
- (1) 医療用低線量CTの研究開発動向
- (2) 統計的CT画像再構成の基礎

(1) 医療用低線量CTの研究開発動向

☆ 医療用X線CTにおいて低被曝を実現する(次世代)装置構成方式として、以下の2つが研究開発されている

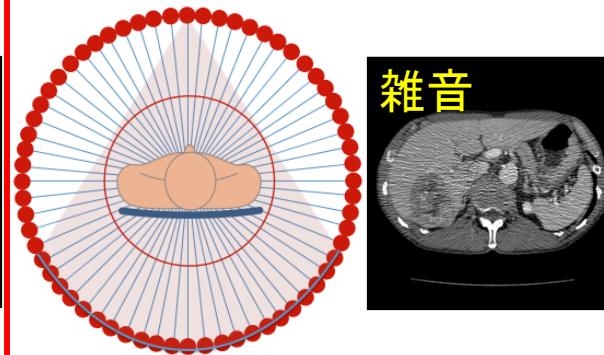
スパースビューCT

投影方向数削減



低線量CT

X線管電流(管電圧)を削減



拡散光トモグラフィーも
弱い光や測定の積算回
数が少ないと同じ状況

現在の装置構成を変更せず管電流を落とすだけで実用化できるので、低線量CTが早く実用化が進んだ

☆ 2000年代のCT分野で最重要トピックスになった経緯

2004年：LANCET誌に『CT検査が発がんリスクを大幅に高める』ことを指摘する論文
(後で統計分析の方法に問題があることが発覚)

2008年：パーフュージョンCTで被曝事故(脱毛・皮膚の紅斑)が発生してアメリカ食品
医薬品局(FDA)が規制化(アメリカ)

☆ 低線量CTでは再構成画像に多くの統計雑音が混入して診断が困難

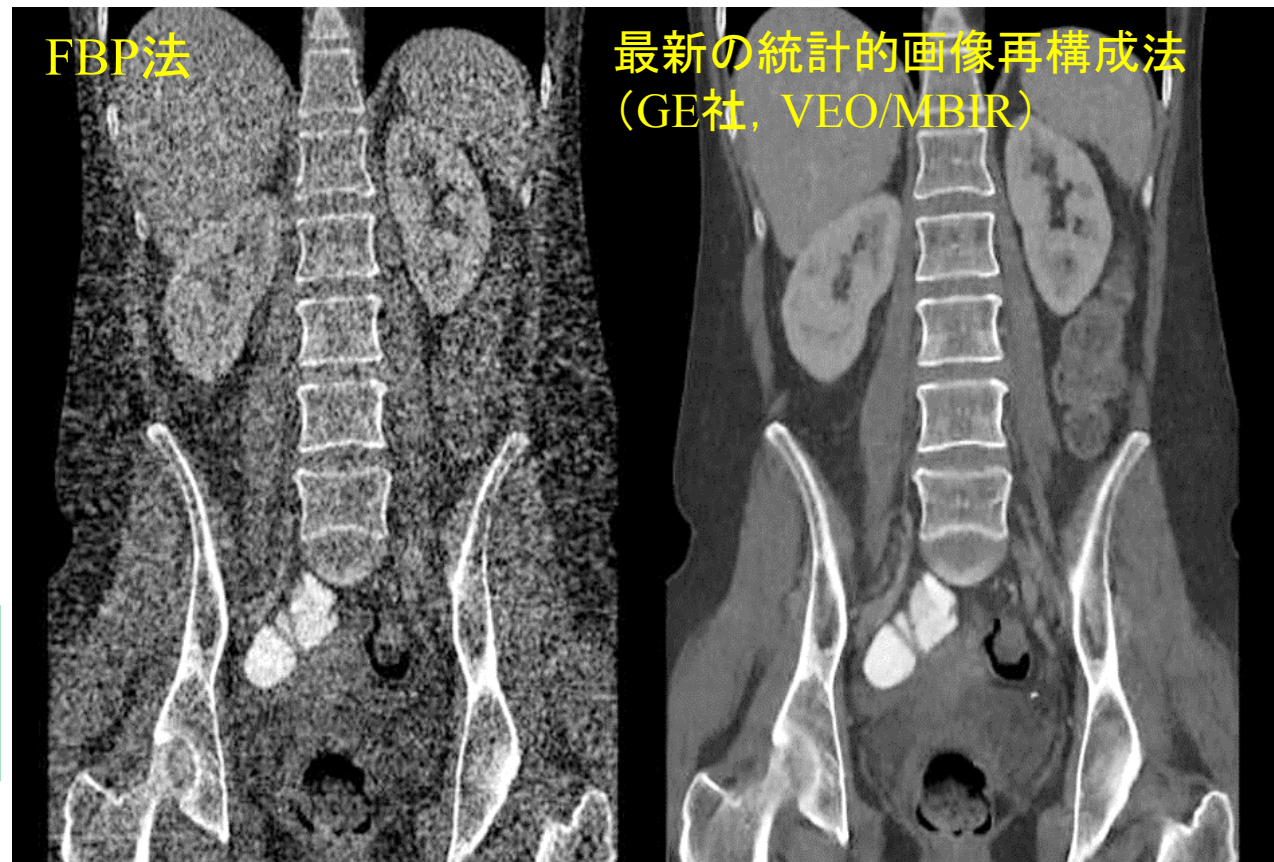
☆ 低線量CTのキーは雑音が多い投影データからSN比の高い画像を再構成する画像再構成法の開発

PETの画像再構成では定着していた**統計的画像再構成法**に期待

☆ 2008年にGE Healthcareが画像再構成エンジン『ASIR (Advanced Statistical Iterative Reconstruction)』を実用化して、その後各社が追従

驚くほどきれいになる
(私もびっくりした)

Purdue大学Biomedical
Engineering学科のWEB
ページから転載



(2)統計的CT画像再構成の概要

☆ 基本となる考え方

$$\begin{aligned} \text{画像} \quad & \vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_J)^T \\ \text{投影データ} \quad & \vec{b} = (b_1, b_2, \dots, b_I)^T \\ \text{システム行列} \quad & A = \{a_{ij}\} \end{aligned}$$

ペナルティ最尤推定(以下の評価関数を最小化)

$$\underset{\vec{x}}{\text{minimize}} \quad F(\vec{x}) = \underline{L(\vec{x})} + \beta \underline{U(\vec{x})} \quad \text{subject to} \quad \underline{\vec{x} \geq 0}$$

(負の)対数尤度 平滑化関数 非負条件

(負の)対数尤度(データ項)

統計的性質を利用して雑音を抑制する役割

雑音の統計的性質から構築(量子雑音=Poisson, 電子回路雑音=Gaussian)

予測投影データ $m_i = \sum_{j=1}^J a_{ij} x_j$

重み(雑音の分散に相当)
投影データから推定して使用

手法	雑音の統計モデル	(負の)対数尤度 $L(\vec{x})$
重み付き最小2乗法	$b_i = \text{Gauss}(\sum_{j=1}^J a_{ij} x_j, \underline{w_i})$	$\sum_{i=1}^I \frac{1}{w_i} (m_i - b_i)^2$
最尤推定(PET)	$b_i = \text{Poisson}(\sum_{j=1}^J a_{ij} x_j)$	$\sum_{i=1}^I (m_i - b_i \log m_i)$
最尤推定(CT)	$b_i = \text{Poisson}[\underline{d_i} \exp(-\sum_{j=1}^J a_{ij} x_j)]$	$\sum_{i=1}^I [d_i \exp(-m_i) + b_i m_i]$

光源からの放射光子数平均

平滑化関数(平滑化項)

画像を平滑化して雑音を抑制する役割

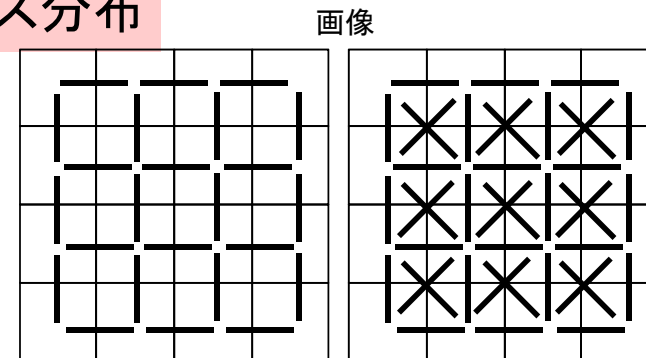
エッジを保存して平らな部分をのみを平滑化する(非線形フィルタと同様な)効果があるものが好まれる

マルコフ確率場(MRF)モデルに基づくギブス分布

$$U(\vec{x}) = \sum_{(j,j') \in C} \omega_{jj'} V(x_j - x_{j'})$$

C : クリーク(隣接画素対)の集合

$V(\cdot)$: クリークポテンシャル



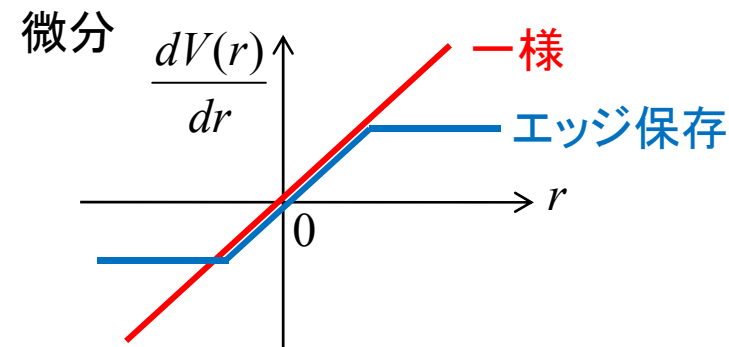
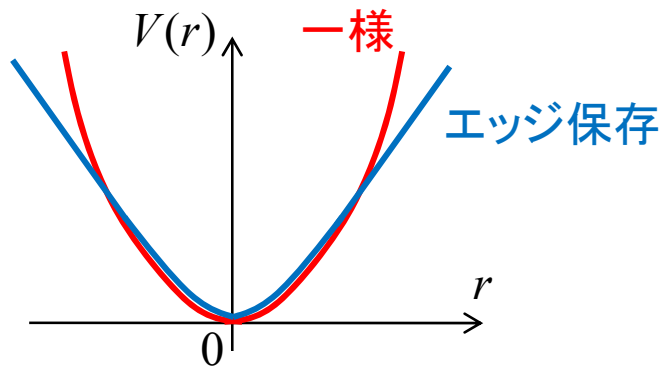
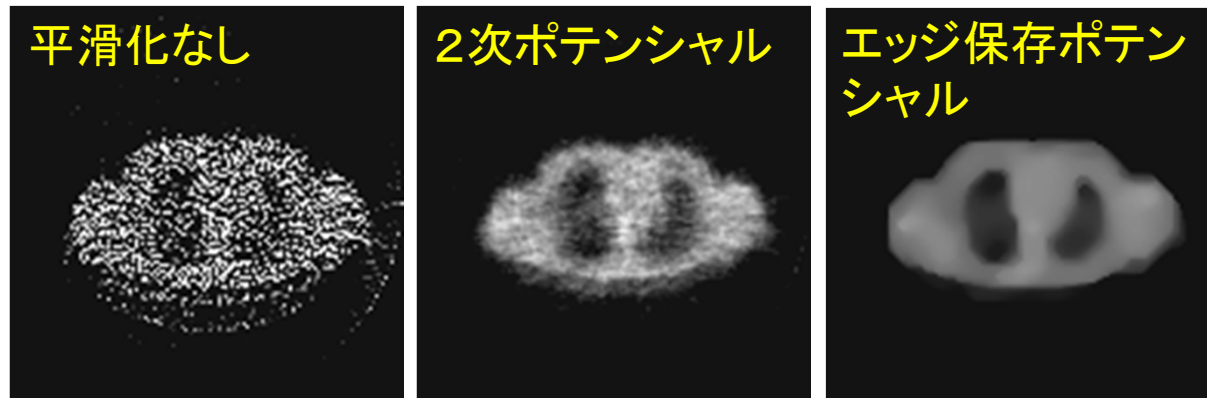
クリークポテンシャル $V(\cdot)$ は画素対にどのような平滑化を行うか決定

2次ポテンシャル	$V(r) = r^2$
Huberポテンシャル	$V(r) = \begin{cases} r^2 & (r \leq \delta) \\ \delta^2 + 2\delta(r - \delta) & (r > \delta) \end{cases}$
一般化ガウスポテンシャル	$V(r) = r ^q \quad (1 \leq q < 2)$

画像全体を
一様に平滑化

エッジ保存型
平滑化

実例
(PET透過型スキャン)



他の平滑化関数

- Total Variation
- Median Root Prior

☆ 統計的画像再構成で画質が改善する理由

- (1) 雑音の統計的性質を考慮
- (2) 平滑化関数による画像のエッジ保存型平滑化
- (3) システム行列 A に物理現象を組み込んで再構成と同時に補正

PETでは(1),(3)が重要
CTでは(2),(3)が重要

X線管の焦点サイズ・検出器のぼけや感度特性・ビームハードニング・部分容積効果・散乱線などの物理特性

☆ 評価関数の最小化に用いる反復(逐次近似)法

計算量が膨大な問題がクリアできず、以下のように3段階で発展

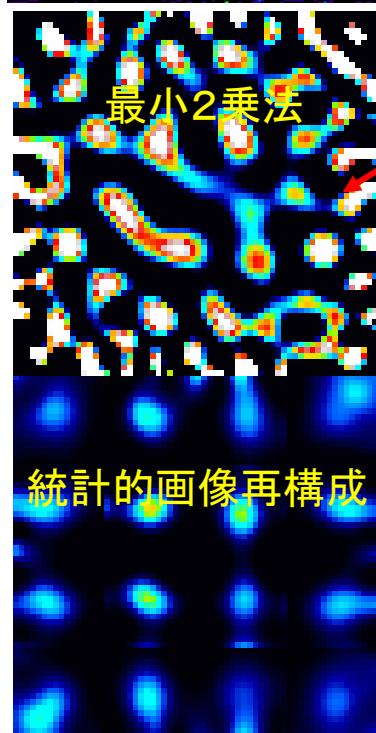
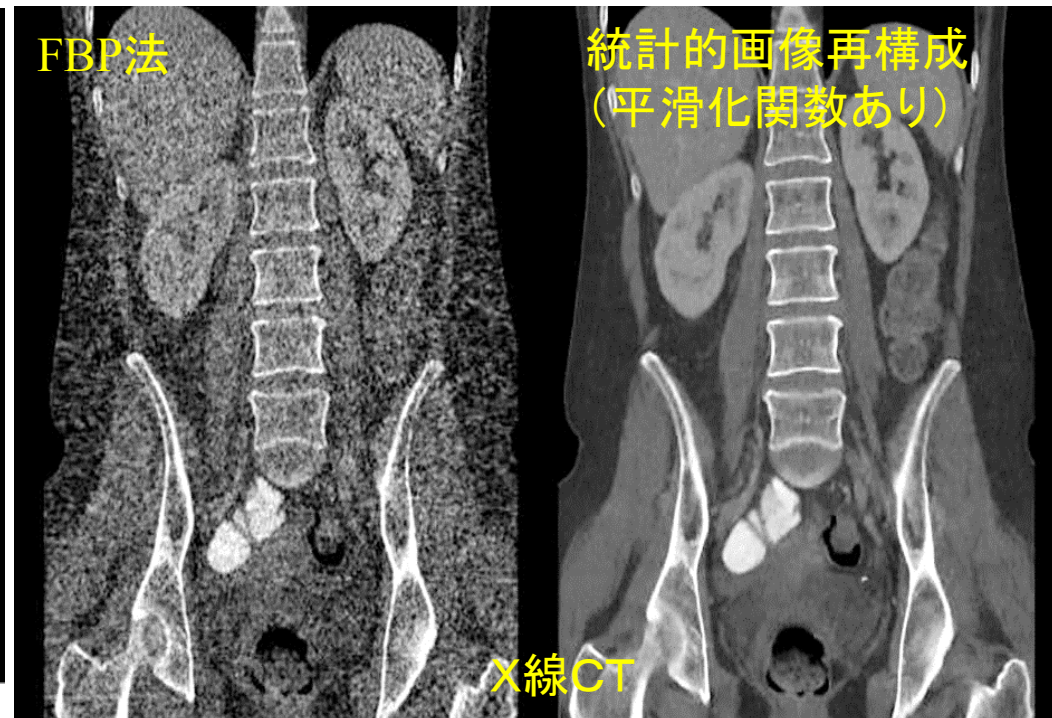
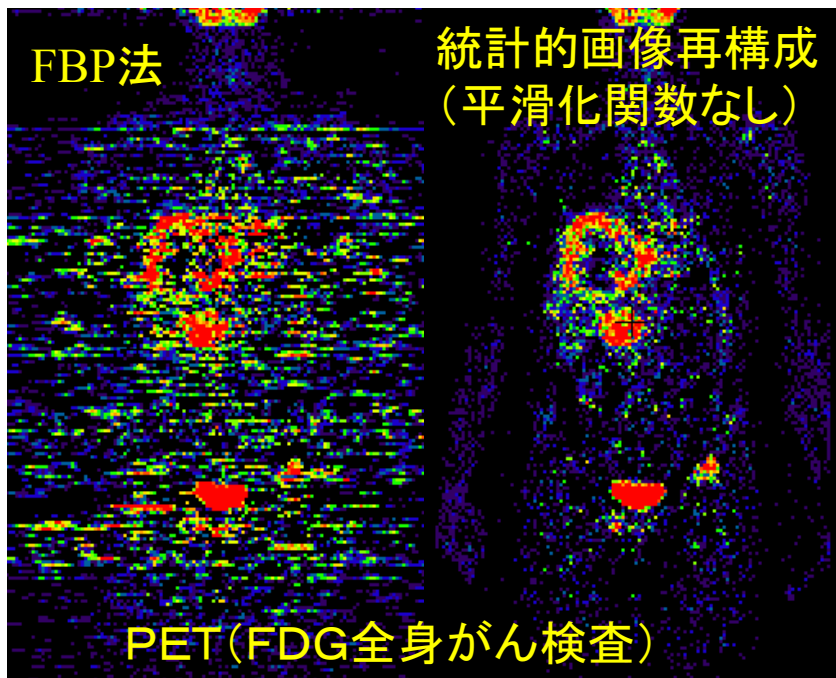
第1世代: Image Space Denoising法(2008年頃から開始)

第2世代: Hybrid IR (Iterative Reconstruction) 法(中間期)

第3世代: True IR法(2014年頃から)

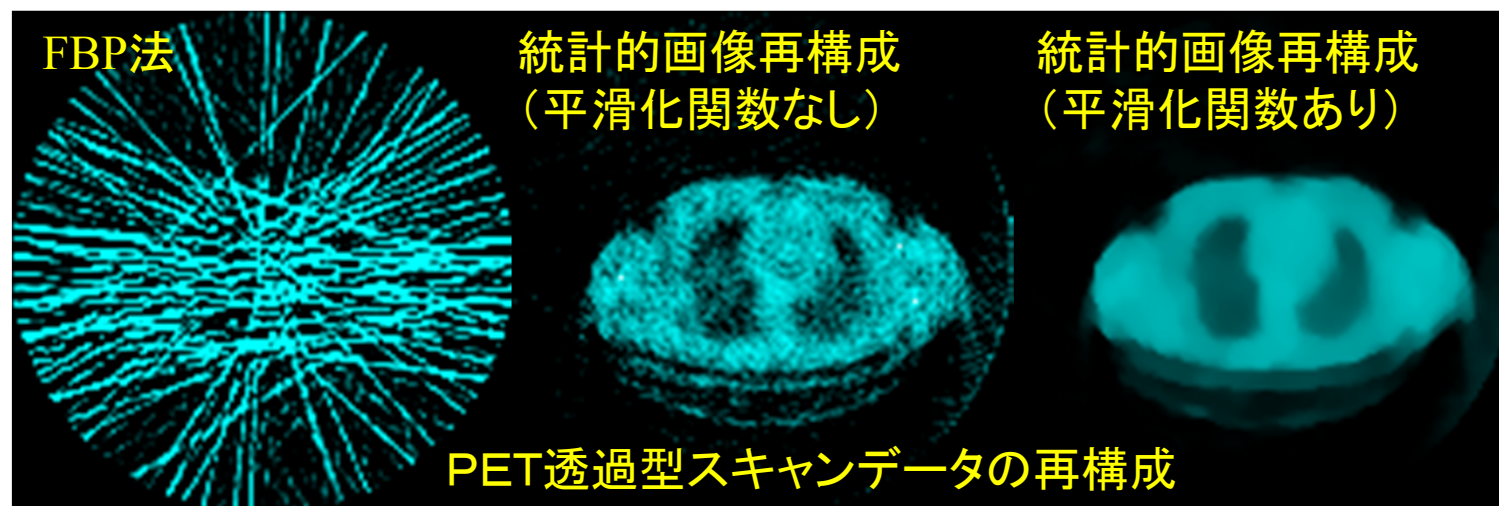
各社の再構成法の詳細は未公開のため不明

	True IR法	Hybrid IR法	Image Space Denoising法
原理	$F(\vec{x})$ を高速に収束する反復法で忠実に最小化	正則化項を用いて平滑化を施した反復的FBP法	FBP法のマスター再構成画像を反復法でデノイジング
各社の製品名	VEO/MBIR(GE社) IMR(フィリップス社)	ASIR(GE社) SAFIRE(シーメンス社) iDose(フィリップス社) AIDR(東芝社)	IRIS(シーメンス社) Intelli IP(日立社, (注)投影データ平滑化を併用)



拡散光
トモグラフィー

驚異の事例
(雑音はこわい, Let's try statistical reconstruction)



拡散光トモグラフィーに関する私の研究

- (1) 空間的な画質の均一化を実現する拡散光トモグラフィーの画像再構成
- (2) 拡散光トモグラフィーイメージングシステムの最適化

2010～2012年にJST先端計測機器開発プログラムの補助を受け
(株)浜松ホトニクスと実施

課題名：『乳がんスクリーニングを目指した光マンモグラフィの開発』
参画機関：浜松ホトニクス, 浜松医科大学, 北海道大学, 筑波大学
期間：H21～H23

(1) 空間的な画質の均一化を実現する拡散光トモグラフィーの画像再構成

☆ 拡散光トモグラフィーの画像再構成法を『統計的画像再構成』の枠組みで構築すると、大雑把に以下の手順となる

[STEP 1] モデル式の構築 システム行列

$$\vec{b} = \vec{d} \exp(-A\vec{x}) + \vec{n}$$

測定光子数 ブラंक スキャン 画像 Poisson雑音

[STEP 2] 雑音のPoisson性を考慮して対数尤度を定義

$$f(\vec{x}) = -\sum_{i=1}^I \left(d_i \exp\left(-\sum_{j=1}^J a_{ij} x_j\right) + b_i \sum_{j=1}^J a_{ij} x_j \right)$$

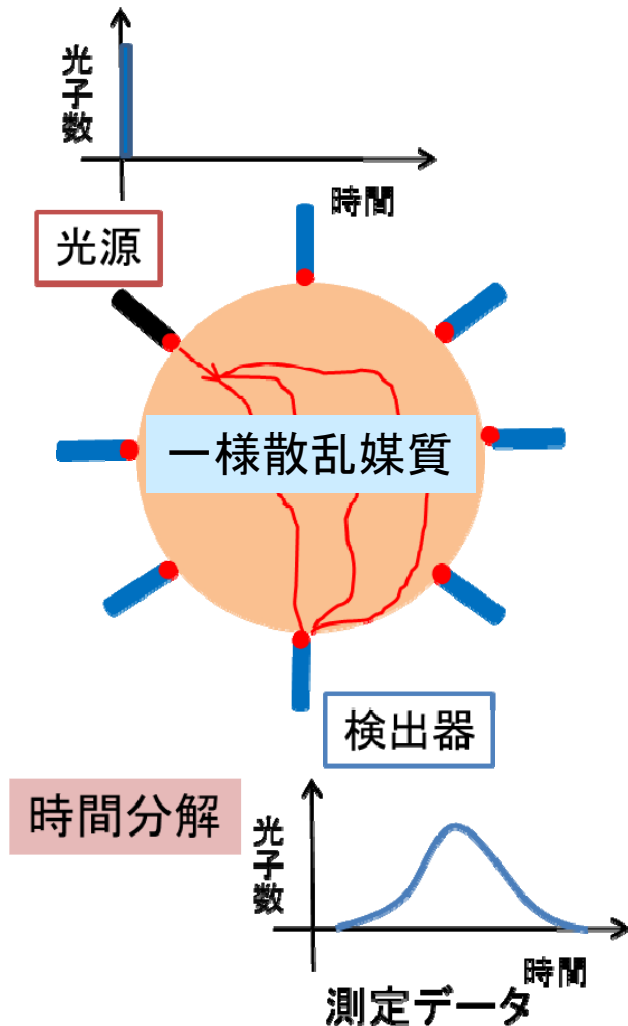
[STEP 3] 対数尤度を反復法で最大化して画像再構成

$$x_j^{(k+1)} = x_j^{(k)} + e_j^{(k)}$$

Convex法
(高速化して使用)

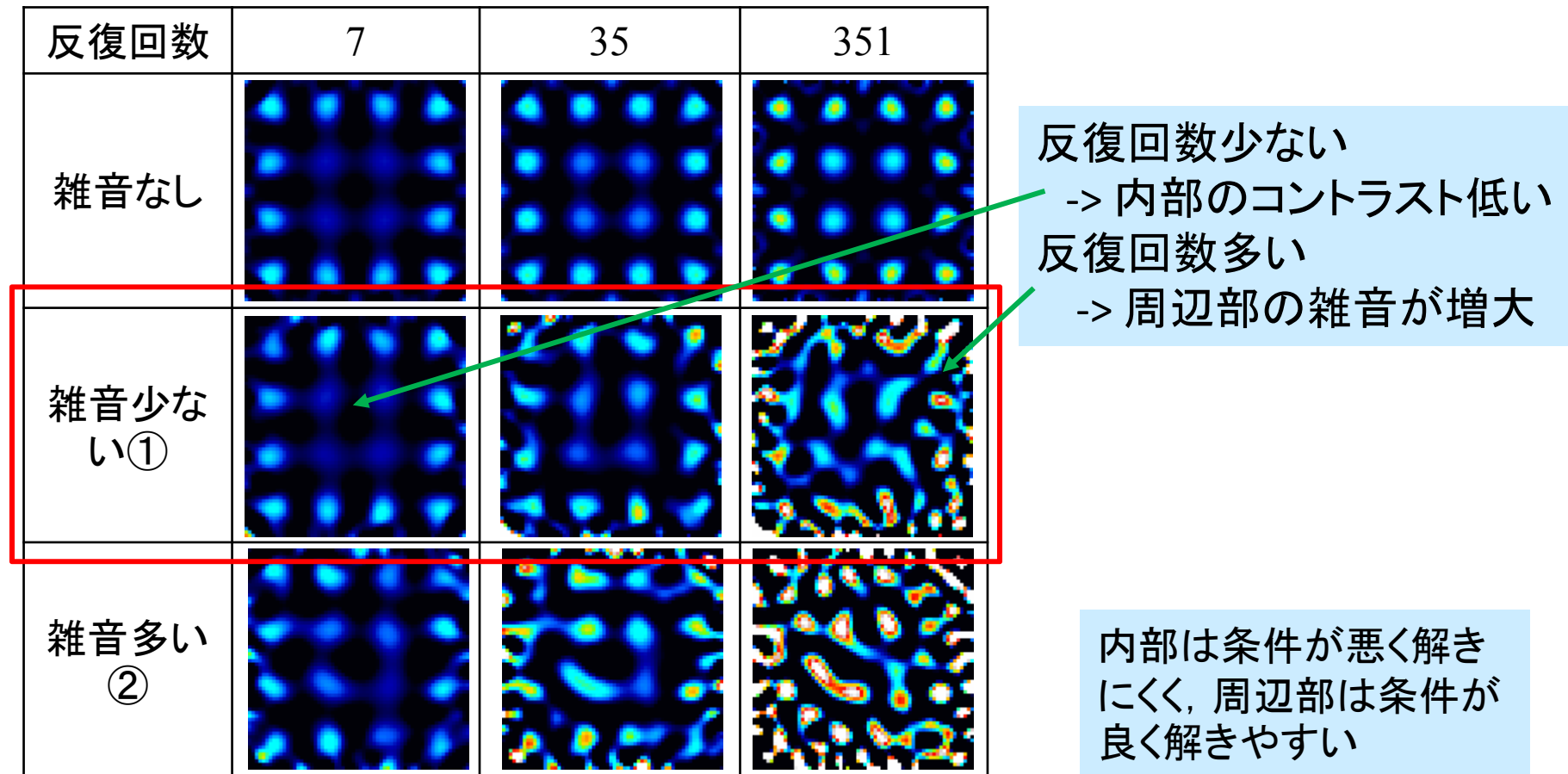
$$e_j^{(k)} = x_j^{(k)} \frac{\sum_{i=1}^I l_{ij} (d_i \exp(-L_i) - b_i)}{\sum_{i=1}^I a_{ij} L_i b_i \exp(-L_i)}$$

$$L_i = \sum_{j=1}^J a_{ij} x_j^{(k)}$$



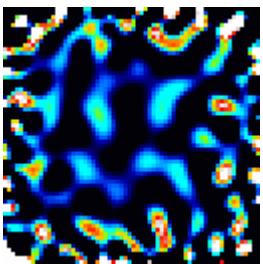
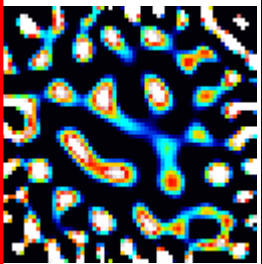
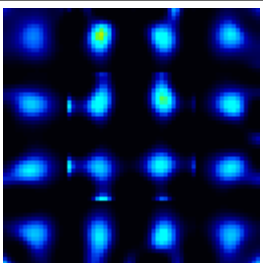
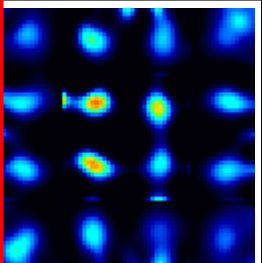
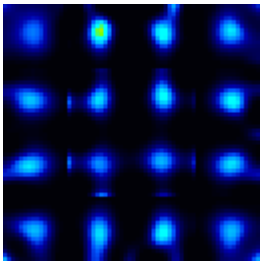
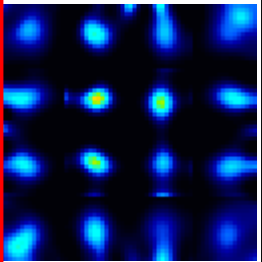
☆ 実装して、画質(空間分解能+雑音の増大)の空間的な不均一性が大変大きいことが分かった

他のイメージング装置(CTやPET)では顕著でない性質



☆ 原因は、光の拡散により、測定データに含まれる内部の画素の位置情報が周辺部の画素の位置情報と比較して少ないこと

☆ 画質(空間分解能+雑音の増大)を空間的に均一化する統計的画像再構成法を構築

	雑音少ない ①	雑音多い ②
従来手法		
提案手法 $q=0.75$		
提案手法 $q=1.0$		

概ね画質の空間的な均一化を達成

キーアイデア

修正量(ステップサイズ)を画素に依存させ、指定した反復回数で画質がほぼ均一になるように制御

$$x_j^{(k+1)} = x_j^{(k)} + \lambda_j^{(k)} e_j^{(k)}$$

ステップサイズ

制御ルール

$$\lambda_j^{(k)} = \left(\frac{|\alpha_j^{(k)}|}{\beta_j^{(k)}} \right)^q$$

$$\alpha_j^{(k)} = \sum_{k'=0}^{k-1} g_j^{k'}$$

$$\beta_j^{(k)} = \sum_{k'=0}^{k-1} |g_j^{k'}|$$

$$g_j^{(k)} = \lambda_j^{(k)} e_j^{(k)}$$

画素毎にどのくらい差をつけるかを定める動作パラメータ

(2) 拡散光トモグラフィーイメージングシステムの最適化

☆ 拡散光トモグラフィーの特徴は、測定データの冗長性が極めて大きくなり得る

$I \times J$ システム行列

$$A\vec{x} = \vec{y}$$

画像 測定データ

画像 $\vec{x}$ の次元 $J \ll$ 測定データ $\vec{y}$ の次元 I

画素数

光源数 $\times$ 検出器数 $\times$ 時間サンプリング数

☆ どのデータが画質を高めるのに有効か分からないため、現状では冗長なデータを全て測定して利用して画像再構成を行っている

☆ 拡散光トモグラフィーにおけるイメージングシステムの最適化を比較的簡単な計算で行う手法を提案

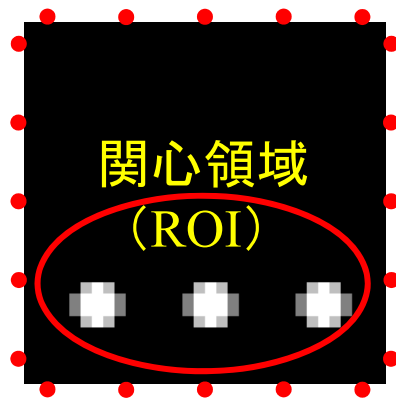
光源配置, 検出器配置, 時間サンプリング

(1) 十分な画質の画像を得るのに必要最小限のデータを明確化

(2) 測定データを削減して、装置幾何学系設計や測定プロトコルの最適化, 画像再構成の計算量削減に応用

☆ 上手く再構成したい学習画像 $\vec{z}$ をユーザが与え、それを小さい誤差で再構成できるスパースな測定データ集合 $\vec{y}$ を圧縮センシングで計算

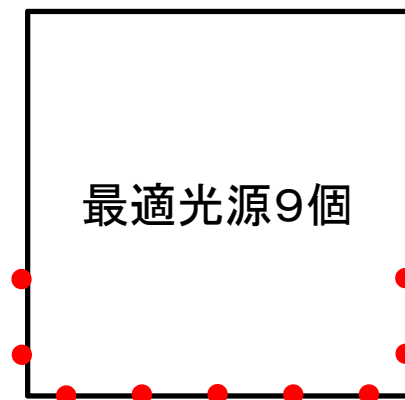
光源配置の最適化例



● : 光源候補位置

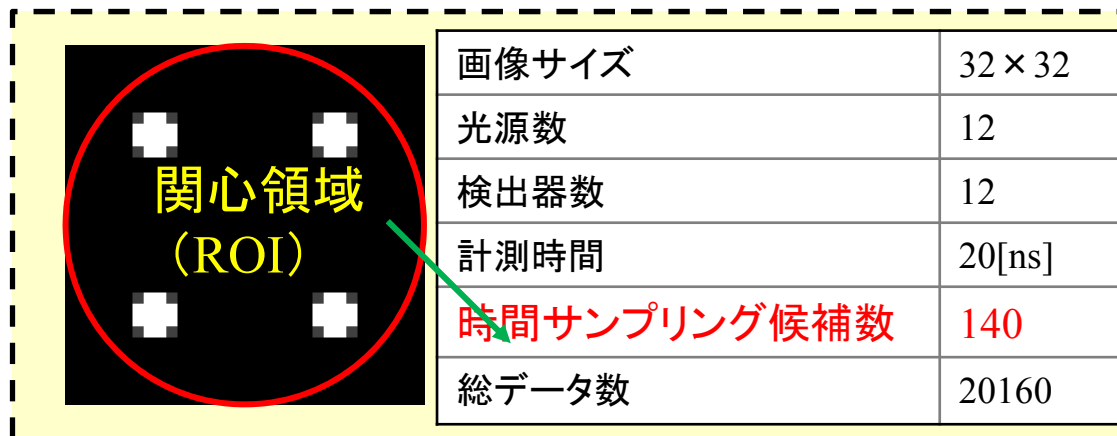
画像サイズ	32 × 32
光源候補数	20
検出器数	20
計測時間	10[ns]
時間サンプリング数	50
総データ数	20000

ROIを上手く再構成できる
少数の光源位置を決める



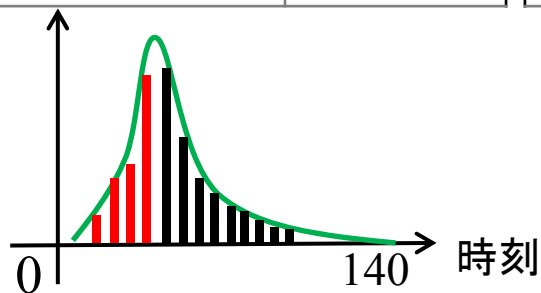
ROI付近に光源をおくべき(直感と一致)

時間サンプリングの最適化例

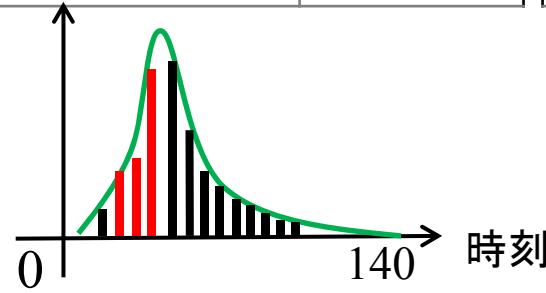


どの時刻のデータ
が有効かを定める

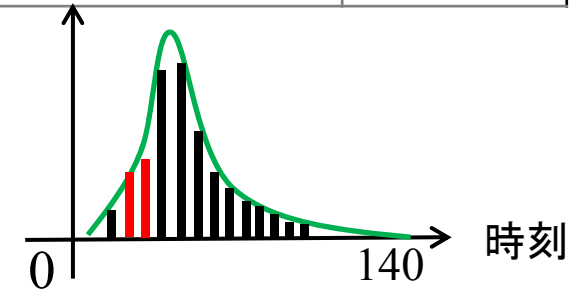
サンプリング数	23
計測時刻	2,3,5-25



サンプリング数	17
計測時刻	6-22



サンプリング数	11
計測時刻	8-18



初期時刻のデータ(位置情報が多い)がイメージングに有用