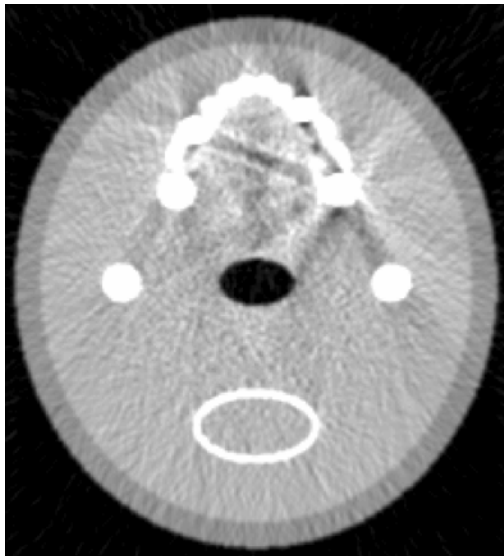


# 体内組織構成を考慮した X線CTアルゴリズム

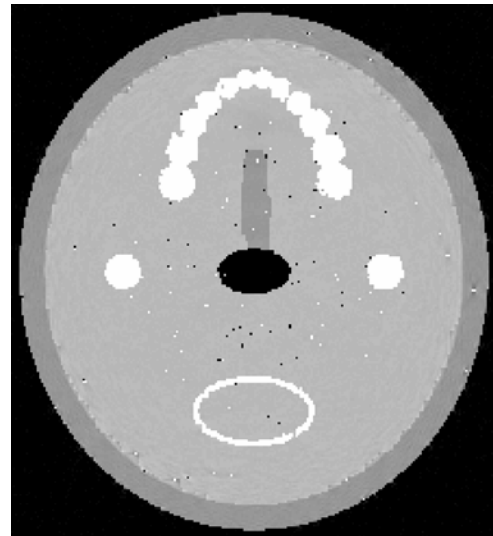
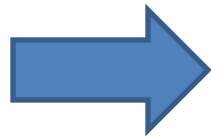
前田新一 (助教)  
福田航 (M2, 現: 富士フィルム)  
兼村厚範 (D3, 現: ATR 研究員)  
石井信 (教授)

# 発明の概要

- X線CTの高精度化を可能にするアルゴリズム
  - ・より低いX線被曝量で従来と同程度のCT画像再構成
  - ・メタルアーティファクトの低減



従来法



提案法



真の画像

# なぜ、いまX線CTなのか？

## - X線CTの精度を改善する意義 -

- 市場性

- X線CTによるガンリスクの存在

- 従来手法で改善しきれない問題点の存在

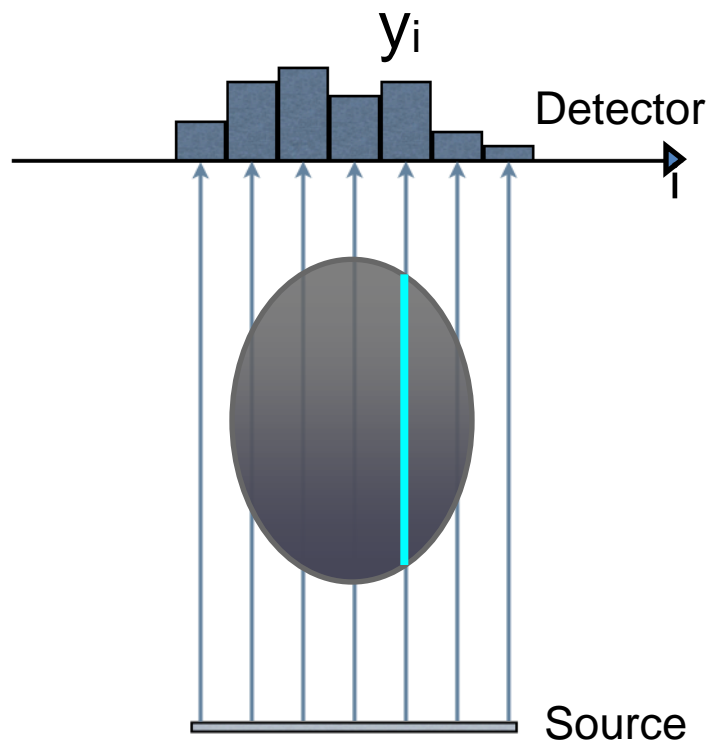
- 計算機技術の発達による実用性向上

- 発展性



# X線CT装置による撮像

撮像対象に対して色々な方向からX線を照射し、  
その投影像(X線の吸収像)を得る



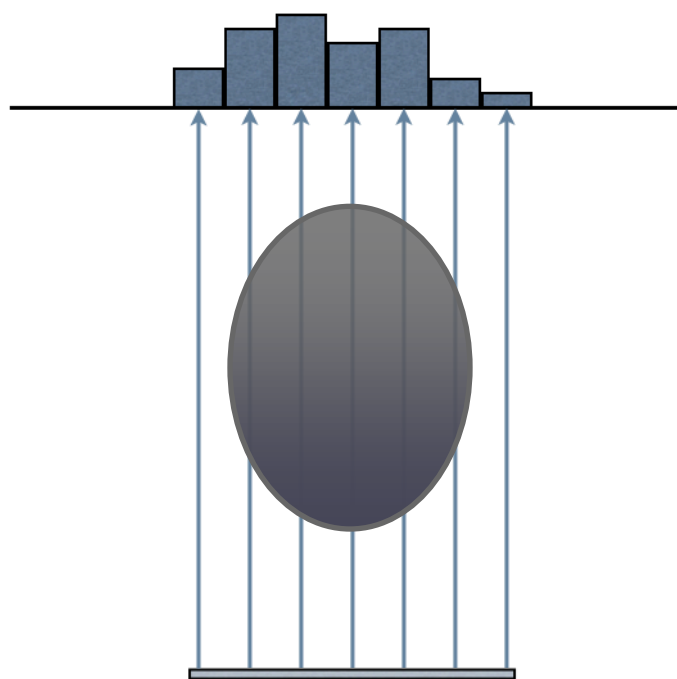
観察されるフォトン:

$$y_i^{(t)} \propto \exp\left(-\sum_j L_{ij}^{(t)} x_j\right)$$

Geometry of CT

# X線CT装置による撮像

撮像対象に対して色んな方向からX線を照射し、  
その投影像(X線の吸収像)を得る

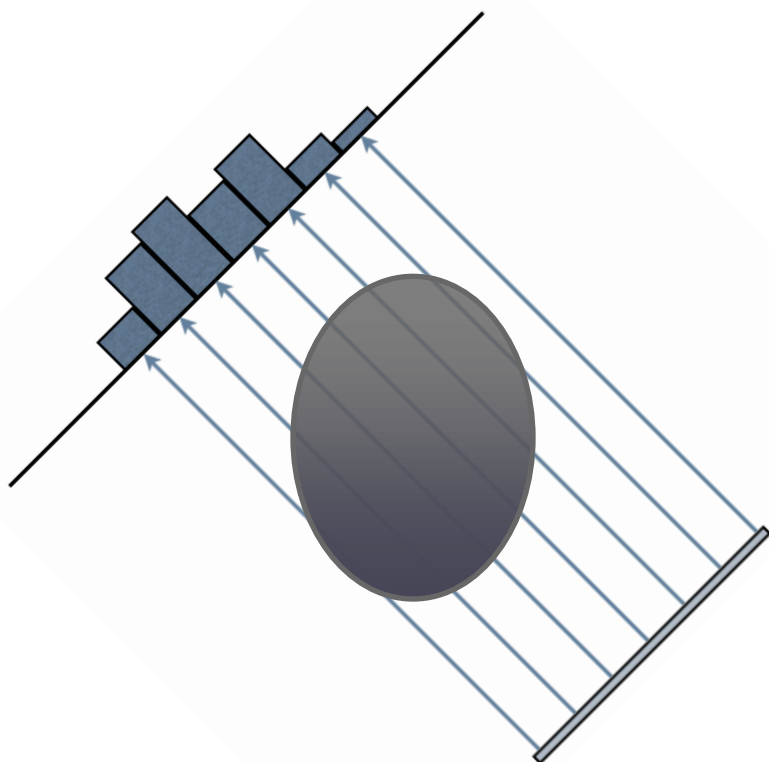


Projection



# X線CT装置による撮像

撮像対象に対して色んな方向からX線を照射し、  
その投影像(X線の吸収像)を得る

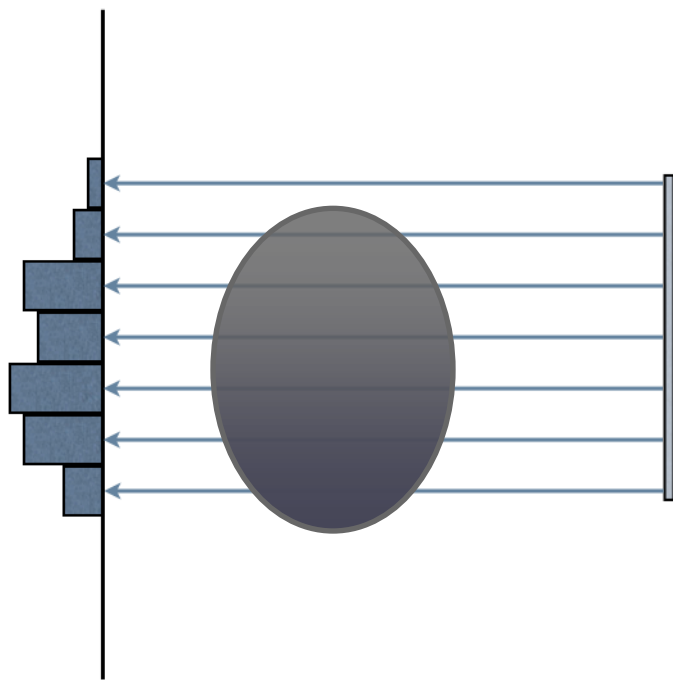


Projection



# X線CT装置による撮像

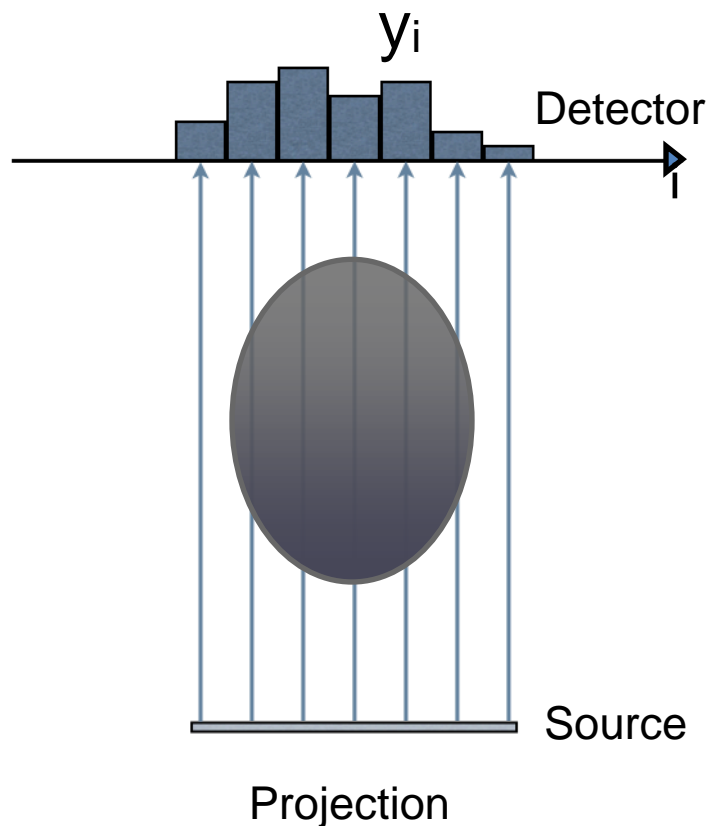
撮像対象に対して色んな方向からX線を照射し、  
その投影像(X線の吸収像)を得る



Projection

# X線CT装置による撮像

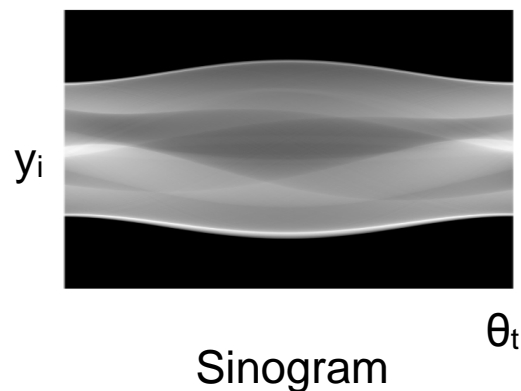
撮像対象に対して色々な方向からX線を照射し、  
その投影像(X線の吸収像)を得る



観察される光子:

$$y_i^{(t)} \propto \exp\left(-\sum_j L_{ij}^{(t)} x_j\right)$$

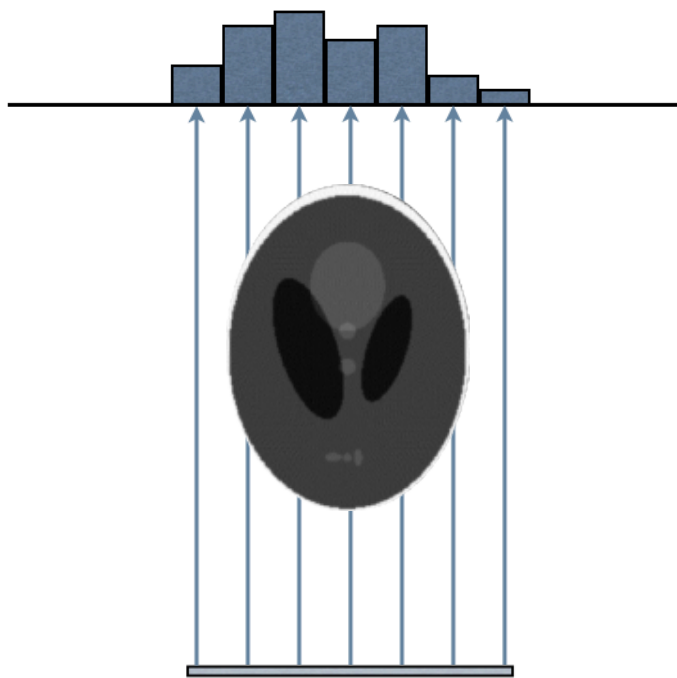
1次元投影像を照射角度順に  
並べたものをシノグラムと呼ぶ



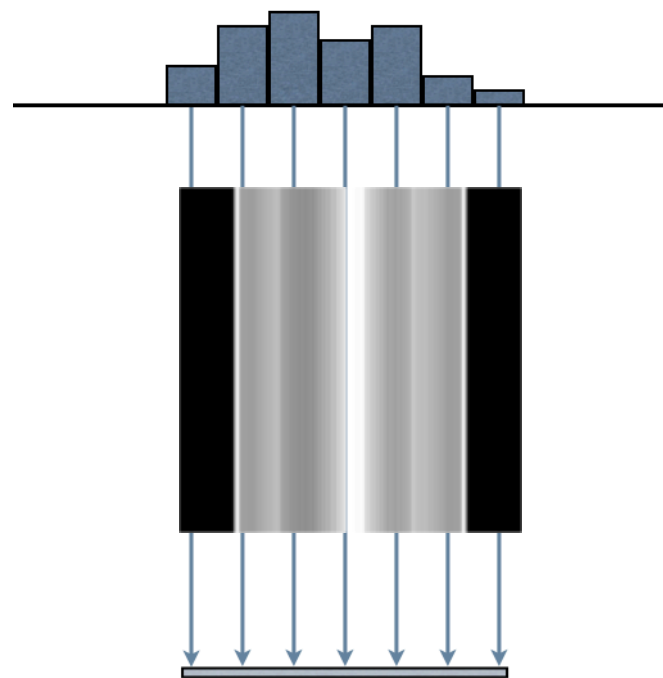


# Back Projection (BP)

得られた投影像を逆方向に投射する



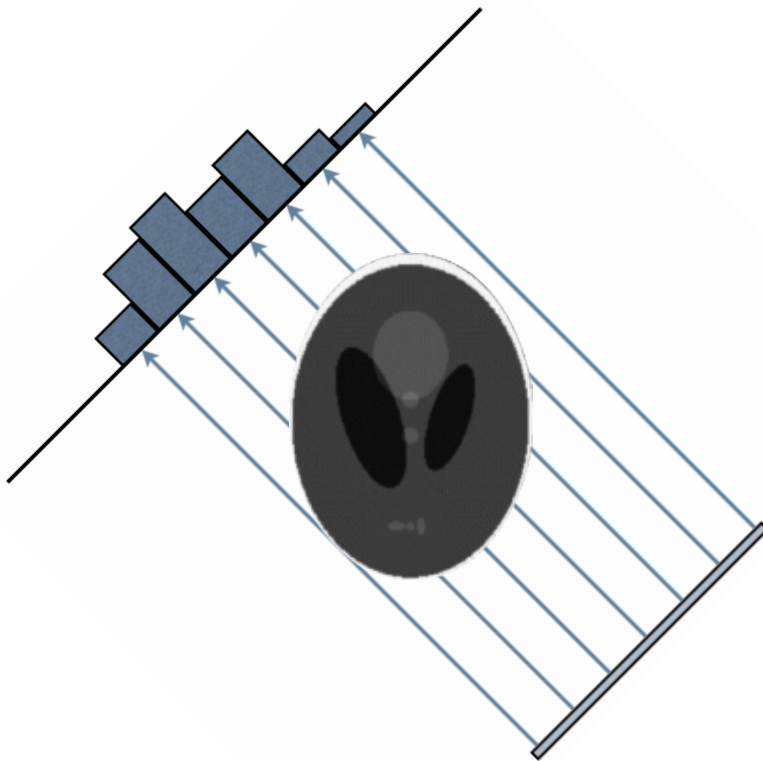
Projection



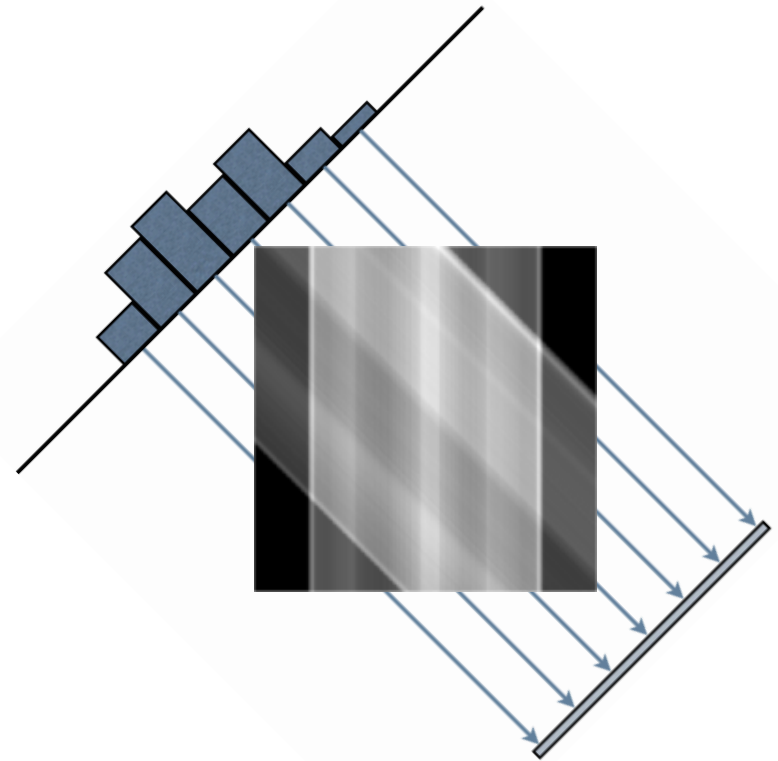
Back Projection

# Back Projection (BP)

得られた投影像を逆方向に投射する



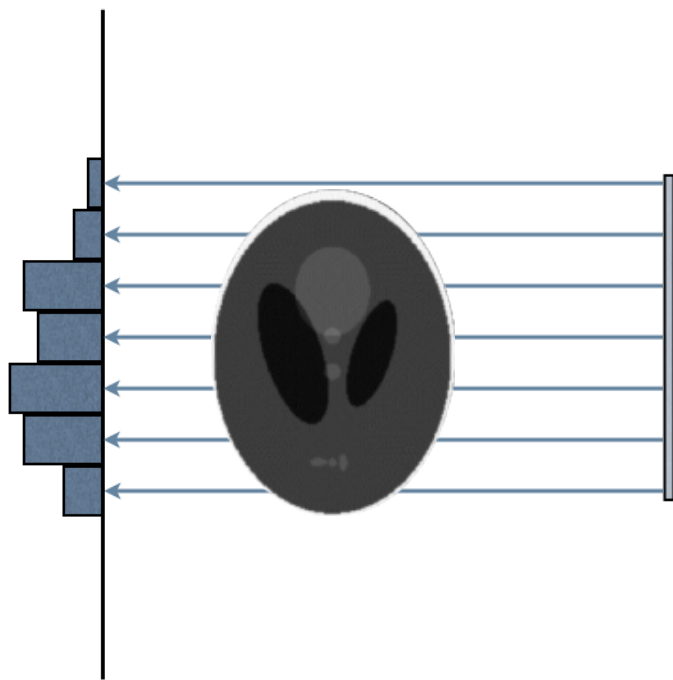
Projection



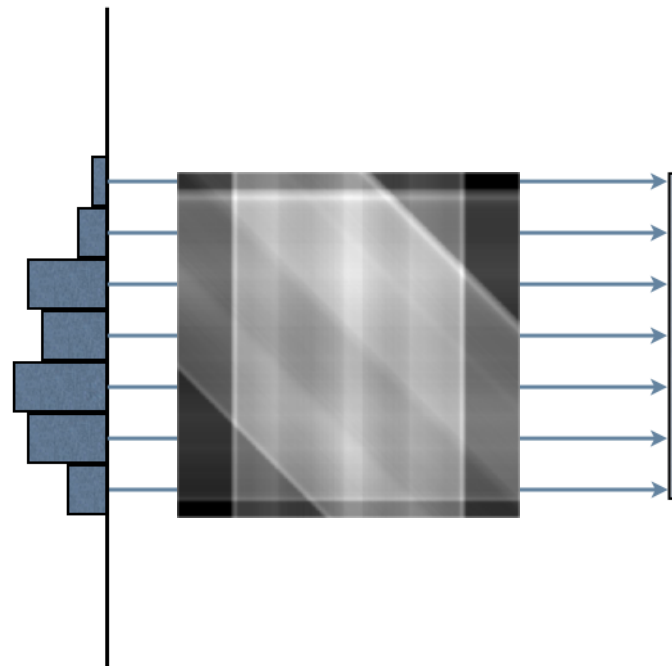
Back Projection

# Back Projection (BP)

得られた投影像を逆方向に投射する



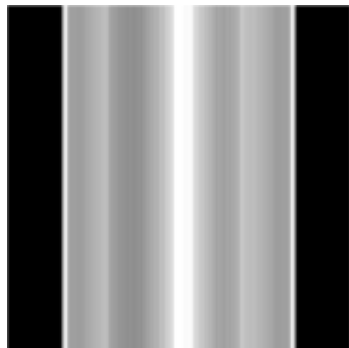
Projection



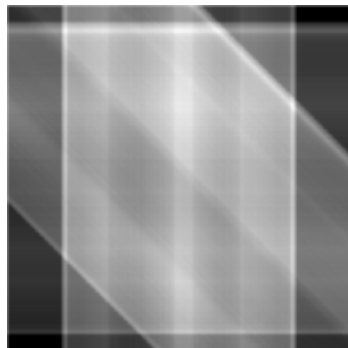
Back Projection

# BP & FBP

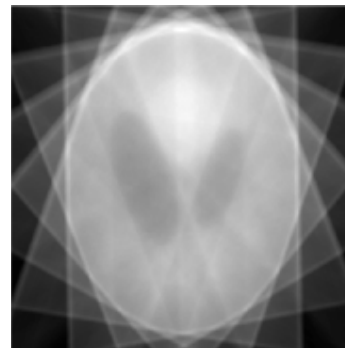
## Back-projection (BP)



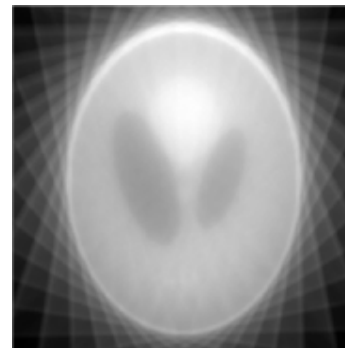
1 back-projection



3 back-projection



9 back-projection



18 back-projection

## Filtered Back-projection (FBP)

BPはボケるのでボケ除去を行う

ボケ除去はシンノグラムに、周波数領域上でフィルターをかけた上でBPを行うことで達成される。



back-projection



filtered back-projection

# なぜ、いまX線CTなのか？

## - X線CTの精度を改善する意義 -

○市場性

○X線CTによるガンリスクの存在

○従来手法で改善しきれない問題点の存在

○計算機技術の発達による実用性向上

○発展性

市場性

# 市場性

## ○市場規模の大きさ

2007年の医用X線CT装置の日本の市場規模  
147,979(百万円) (生産量:122,753百万円、輸入量:22,226百万円)  
(厚生労働省の薬事工業生産動態統計)

2007年の米国のCT装置の市場規模  
推定23億ドル、2012年に推定32億ドルと今後も市場拡大が期待されている。  
(NEDO海外リポート)

診断用メディカルイメージング全般(世界市場):  
年間成長率7.8%で堅実に伸びていき、2011年には400億ドルに達すると  
予測される。一方出荷台数は年間成長率4.3%で2011年には総台数12万  
5600台になろう。  
(富士経済USA 2006(調査会社資料の冒頭言より引用))

非破壊検査にも有用 (1990年代から産業用X線CTスキャナの登場)

**中国、インドなどの大きな需要を擁する市場で、  
需要が満たされていない。**

**X線CTによるガンリスクの存在**



# X線CTによるガンリスクの存在

X線光量は強力であれば、再構成画像のSN比を高められる  
or再構成画像の解像度を高められる

トレードオフ



X線光量は強力であれば、放射線被曝による健康リスクが増大する

# X線被曝の危険性

0.8-1.25mSv	自然放射線(宇宙線、大地、食物)による年間被曝量(日本)
4mSV	胃のX線撮影。
5mSV	放射線業務従事者(妊娠可能な女子に限る)が法定の三カ月間にさらされてよい放射線の限度。
7～20mSV	X線CTによる撮像。
50mSV	放射線業務従事者(妊娠可能な女子を除く)が一年間にさらされてよい放射線の限度。
100mSV	放射線業務従事者(妊娠可能な女子を除く)が法定の五年間にさらされてよい放射線の限度。放射線業務従事者(妊娠可能な女子を除く)が一回の緊急作業でさらされてよい放射線の限度。妊娠可能な女子は緊急作業が禁止されている。

被曝量の現状：

急性放射線障害が起きるレベルではない。

数か月-数十年スパンの長期リスクは研究中。

## 長期リスクに関する研究の進展

Archives of internal medicine(2008年のISIインパクトファクターは9.110)の2009年12月号に論文が2本、論説が1本掲載。それらのうちGonzalezらによる論文によるとアメリカでは毎年700万件のCT検査がなされているが、それによって29000件(95%信頼区間:15000-45000)のガンが誘発されると推定(およそ0.41%のCT検査がガンを誘発)

# X線被曝の危険性

0.8-1.25mSv	自然放射線(宇宙線、大地、食物)による年間被曝量(日本)
4mSV	胃のX線撮影。
5mSV	放射線業務従事者(妊娠可能な女子に限る)が <b>法定の三カ月間</b> にさらされてよい放射線の限度。
7～20mSV	X線CTによる撮像。
50mSV	放射線業務従事者(妊娠可能な女子を除く)が <b>一年間</b> にさらされてよい放射線の限度。
100mSV	放射線業務従事者(妊娠可能な女子を除く)が <b>法定の五年間</b> にさらされてよい放射線の限度。放射線業務従事者(妊娠可能な女子を除く)が <b>一回の緊急作業</b> でさらされてよい放射線の限度。妊娠可能な女子は緊急作業が禁止されている。

被曝量の現状：

急性放射線障害が起きるレベルではない。

数か月-数十年スパンの長期リスクは研究中。

## 長期リスクに関する研究の進展

Archives of internal medicine(2008年のISIインパクトファクターは9.110)の2009年12月号に論文が2本、論説が1本掲載。  
それらのうちBindmanらによる論文によると  
サンフランシスコの4つ病院の270件の40歳代の女性冠動脈造影図のうち、1件がガンを誘発したと推定 (およそ0.37%のCT検査がガンを誘発)

従来手法で改善しきれない問題点の存在

# 従来手法で改善しきれない問題点の存在

X線光量は強力であれば、再構成画像のSN比を高められる  
or再構成画像の解像度を高められる

トレードオフ 

X線光量は強力であれば、放射線被曝による健康リスクが増大する

X線の光量が少ないと、、、

- ・ショットノイズの影響増大
- ・メタルアーティファクトの発生(対象にメタルを含むとき)

解像度向上/SN比向上は、画像診断にとって重要  
診断には知識と経験が必要とされている。日本は放射線医不足  
コンピュータによる画像診断技術の研究が活発

電子情報通信学会 医用画像研究会では2009年度にCTに関する研究が70件  
(病変部位の抽出、臓器、血管の分類・抽出や、それに基づく人体モデルの同定など)

# 従来手法で改善しきれない問題点の存在

X線光量は強力であれば、再構成画像のSN比を高められる  
or再構成画像の解像度を高められる

トレードオフ 

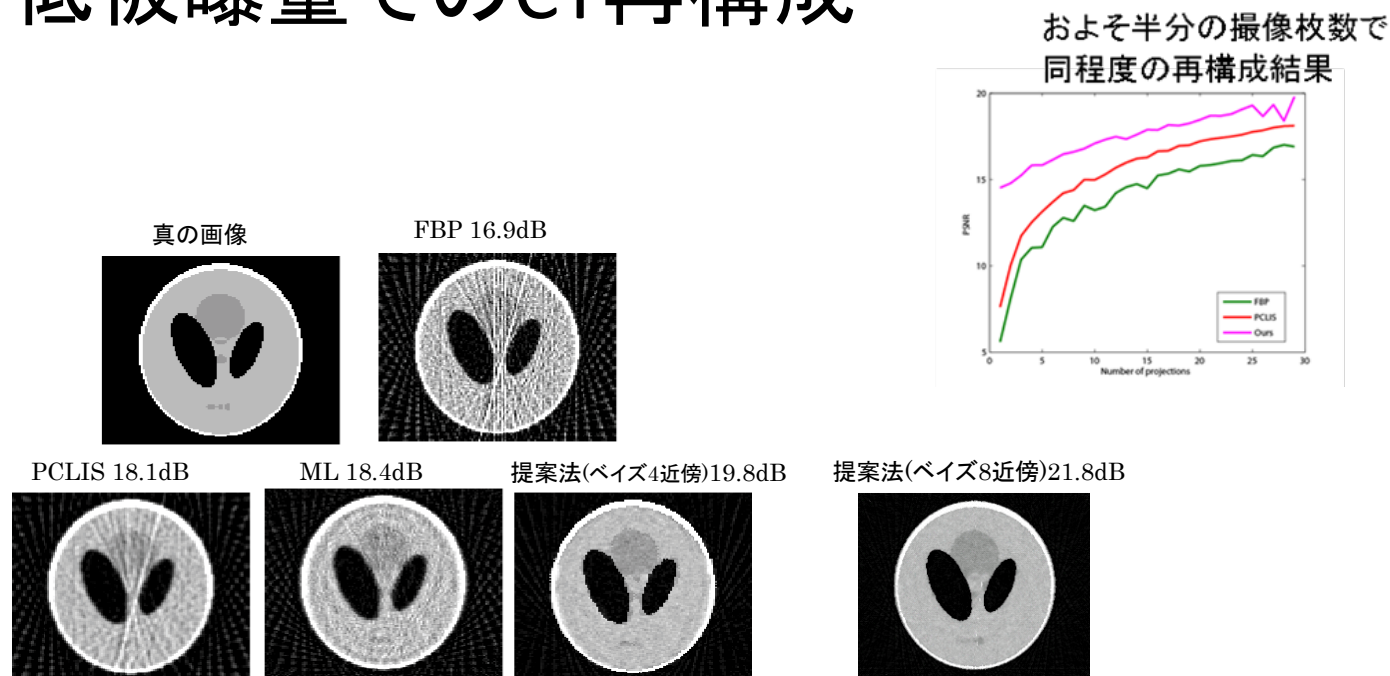
X線光量は強力であれば、放射線被曝による健康リスクが増大する

X線の光量が少ないと、、、

- ・ショットノイズの影響増大
- ・メタルアーティファクトの発生(対象にメタルを含むとき)

# 従来手法で改善しきれない問題点の存在

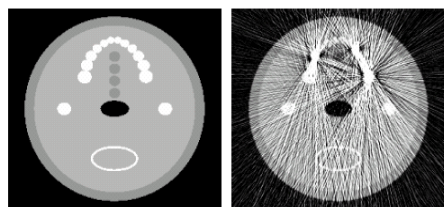
- 低被曝量でのCT再構成



256x256の画像再構成を40枚の投射から推定(メタルなし)

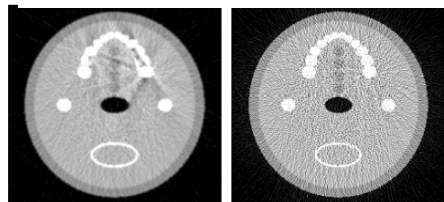
# 従来手法で改善しきれない問題点の存在

- メタルアーティファクトの除去



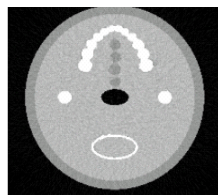
真の画像

FBP 23.77dB



PCLIS 30.35dB

ML 27.38dB



提案法(ベイズ8近傍)33.39dB

256x256の画像再構成を1800枚の投射から推定(メタルあり)



計算機技術の発達による実用性向上

# 計算機技術の発達による実用性向上

- クラウド技術の発達

解析装置(ソフトウェア)と観測装置(ハードウェア)の分離が可能  
(例:カーナビ、ゲーム、携帯音楽プレイヤーなど。)

X線CTは観測装置が高価(数千万円)

観測装置はそのままに解析機能の向上が図れる

解析装置(計算機)のメンテナンス不要

通信に必要なデータ量は、高々512x512の画像。3次元の場合はそれらが100枚

- GPGPU(General-Purpose computing on Graphic Processing Units)による  
並列計算技術の発達

並列計算が容易にできるようになったことで、100倍程度の高速化が可能

- 高速通信インフラの整備

光ファイバー網の整備、第4世代無線通信の確立

発展性について

# 発展性について

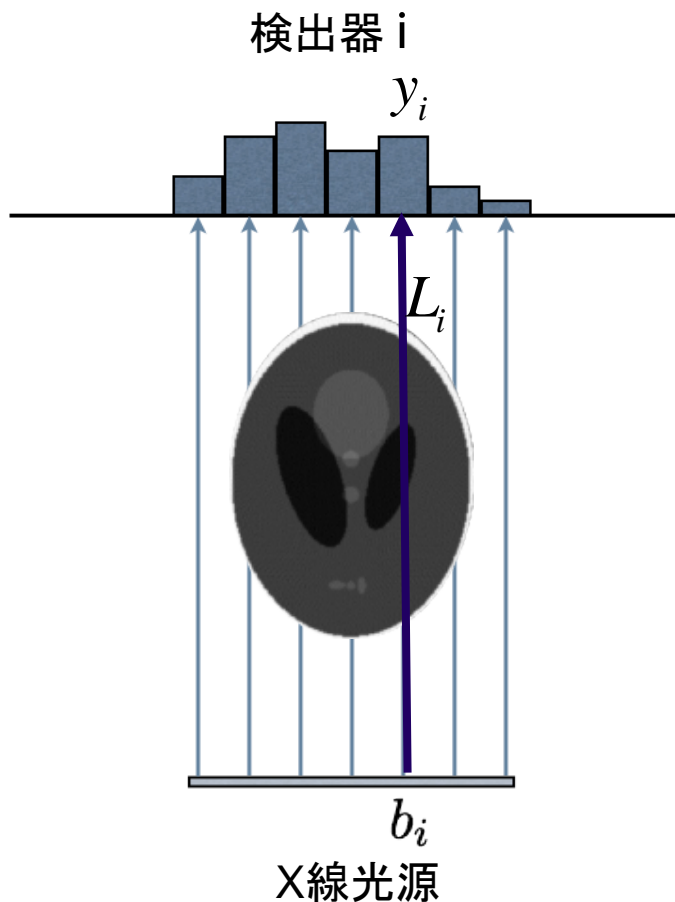
- モーションアーティファクトの除去  
CTは動かない対象に対して得られた投影像から再構成することが前提  
心臓や肺のCT, 幼児に対するCTに対して、モーションアーティファクトが発生  
(心臓は、心電図との同期が用いられるが動きの早い部位では不完全)  
1周0.3秒程度の時間なので、短時間ごとに等速直線運動を仮定したモデル構築可能  
本発明の技術を利用することで推定精度向上が見込める
- 3Dやそれを時系列に並べて得られる動画CTでの被曝量低減(投影数削減)  
3Dや動画を得るためには、その分の多数のX線投射が必要となるが、  
本発明によってその投影数を減らすことが可能

# 本発明の技術概要

# 本発明の要点

- 統計的推論の枠組みで定式化、計算を行っているため、コスト関数の性質が良い(一貫性をもち、収束が保証される)。
- 統計的推論の枠組みで定式化することで、人体に関する知識を自然な形で推論に利用でき、不良設定性を解消できる
- 統計的推論の枠組みに則った上で現実的な時間で計算可能なアルゴリズムが導出できる。

# 投影の物理過程



$b_i$  :  $i$  番目の検出器に向かってX線光源から放出された光子の数

$y_i$  :  $i$  番目の検出器が検出した光子の数

$L_i$  : X線光源から  $i$  番目の検出器に至る経路

$x(s)$  : 位置  $s$  におけるX線吸収係数

$$y_i = b_i \exp \left[ - \int_{s \in L_i} x(s) ds \right]$$

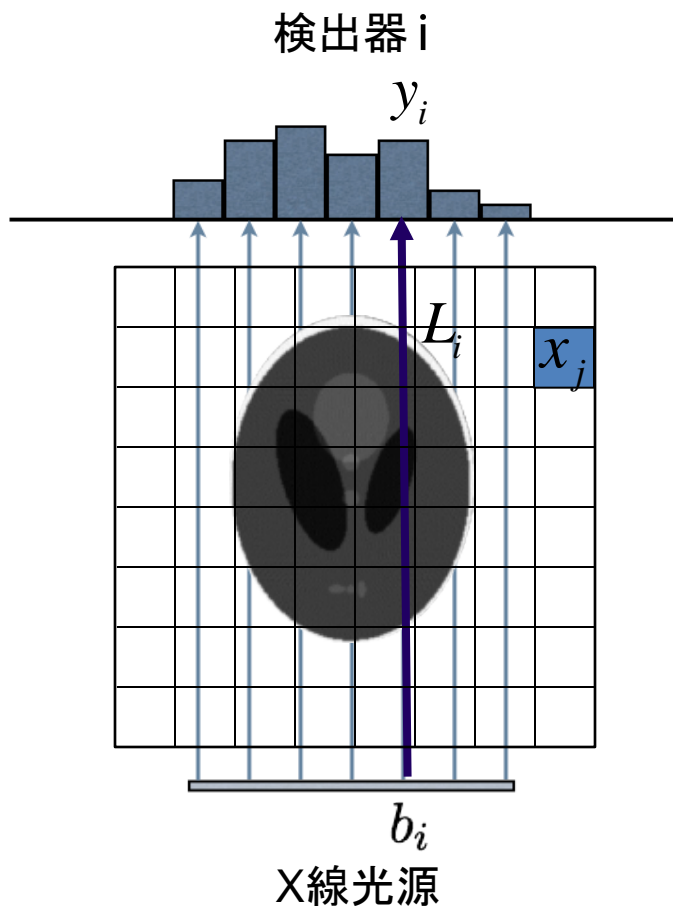
全ての検出器で得られた光子数をまとめて書くと

$$\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_I]^T$$

$t$  番目の投射であることがわかるように書くと

$$\mathbf{y}^{(t)}$$

# 投影の物理過程



$b_i$  :  $i$  番目の検出器に向かってX線光源から放出されたフォトンの数

$y_i$  :  $i$  番目の検出器が検出したフォトン数

$l_{ij}$  :  $i$  番目の検出器に至る光線が  $j$  番目の画素と交わる割合

$x_j$  :  $j$  番目の画素におけるX線吸収係数

$$y_i = b_i \exp\left(- \sum_j l_{ij} x_j\right)$$

全ての検出器で得られたフォトン数をまとめて書くと

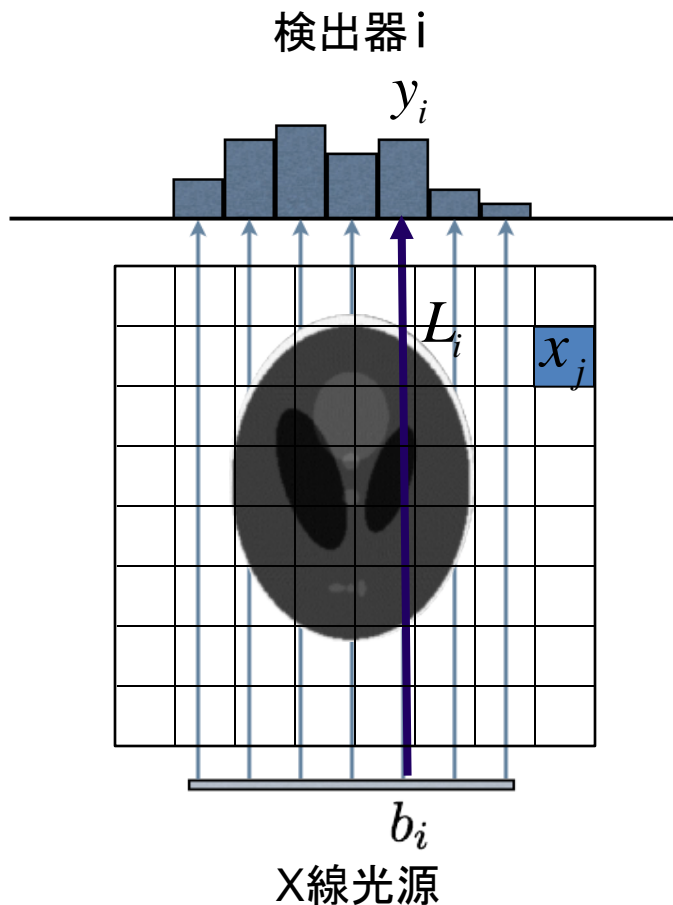
$$\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_I]^T$$

$t$  番目の投射であることがわかるように書くと

$$\mathbf{y}^{(t)}$$



# 投影の物理過程



$b_i$  :  $i$  番目の検出器に向かってX線光源から放出されたフォトンの数

$y_i$  :  $i$  番目の検出器が検出したフォトン数

$l_{ij}$  :  $i$  番目の検出器に至る光線が  $j$  番目の画素と交わる割合

$x_j$  :  $j$  番目の画素におけるX線吸収係数

$$\ln y_i = \ln b_i - \sum_j l_{ij} x_j$$

全ての検出器で得られたフォトン数をまとめて書くと

$$\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_I]^T$$

$t$  番目の投射であることがわかるように書くと

$$\mathbf{y}^{(t)}$$

# 投影の物理過程からわかること

$$\ln y_i^{(t)} = \ln b_i^{(t)} - \sum_j l_{ij}^{(t)} x_j \quad \begin{matrix} t = 1, L, T \\ i = 1, L, I \end{matrix}$$



線型方程式の解を求めれば良い

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{b}$$

512x512画素のCT画像を推定する場合、

$\mathbf{x}$  は、512x512=26.2万次元のベクトル

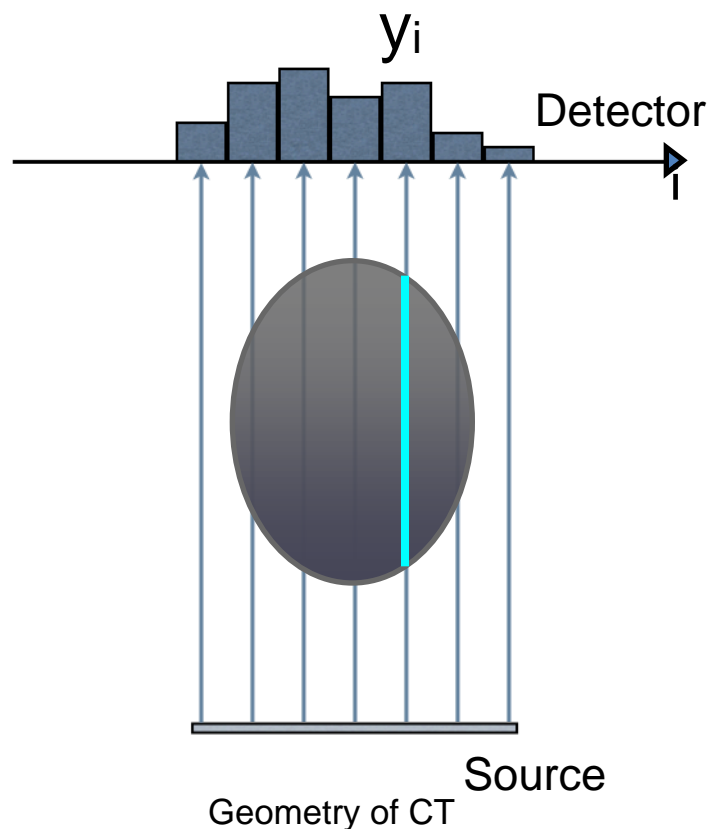
$\mathbf{A}$  は、26.2万x26.2万 の行列のとき逆行列をとりえる。

つまり、 $TI \approx 26.2$ 万

実際には、 $TI < 26.2$ 万

さらに確率的なノイズの影響を受ける

# 観測が不完全であることによる問題(逆問題)

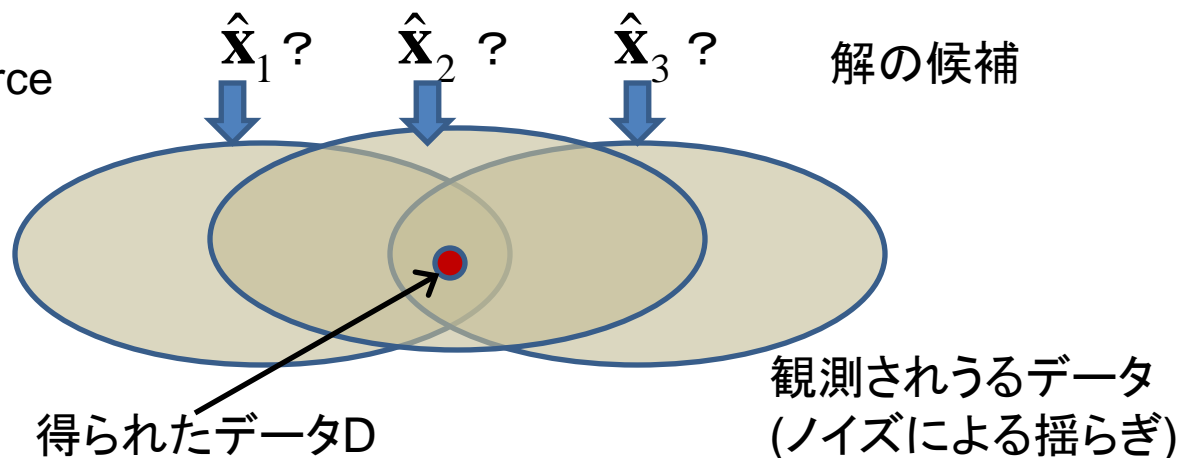


$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \max_{\mathbf{x}} \log p(D | \mathbf{x})$$

$D$ : 観測データ

投影枚数 $T$ が少ないと解 $\mathbf{x}$ が  
正確に求められない

観測ノイズに依存した  
不安定な推定結果



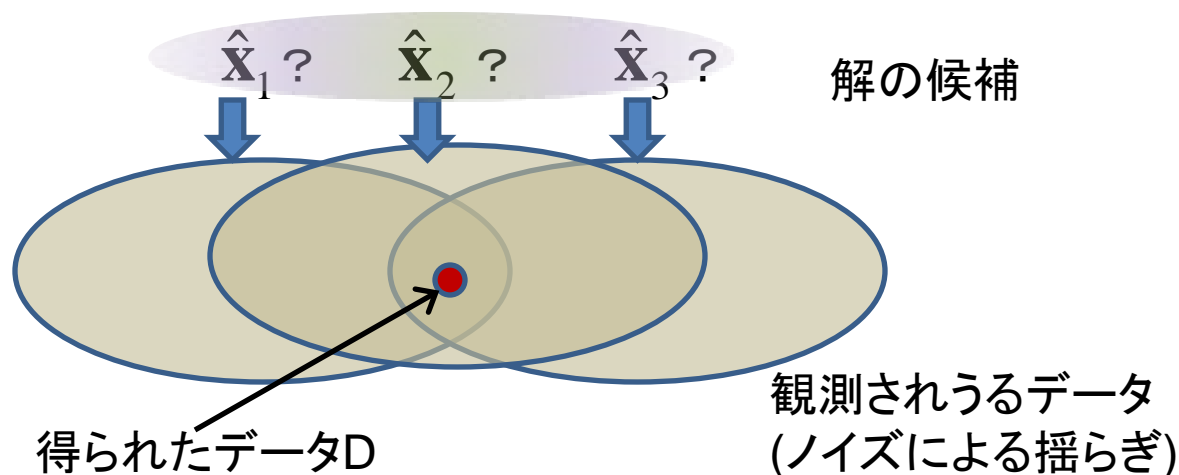
# 逆問題の不良設定性に対する処方箋

解に制約を置く

解に確率的な制約を置く。解の尤もらしさ

MAP推定  $\hat{\mathbf{x}} = \arg \max_{\mathbf{x}} \{ \log p(D | \mathbf{x}) + \log p(\mathbf{x}) \}$

ベイズ推定  $\hat{\mathbf{x}} = \int p(\mathbf{x} | D) \mathbf{x} d\mathbf{x}$   $p(\mathbf{x} | D) = \frac{p(D | \mathbf{x}) p(\mathbf{x})}{\int p(D | \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}}$



# 従来技術

- 統計推定を行わないもの

- Filtered Back Projection (FBP)
- Projection Completion Method based on a Linear Interpolation in the Sinogram (PCLIS)
- 論文[1] (Lemmens et al, 2009)
- 論文[2] (Bal and Spies, 2006)

- 統計推定を行うもの

- 再構成画像に関する事前知識をおかないもの
  - 最尤推定法(ML)
- 再構成画像に関する事前知識をおくもの
  - 画像の滑らかさ制約 論文[3](山本, 庄野, 2009)  
論文[4](庄野, 岡田, 2009)
  - 人体の組織分布の制約 論文[5](Djafari, 2009)  
論文[6](Hsiao et al, 2003)

# 従来技術

- 統計的推定を行わないものは、精度や収束性において劣る。
- 単なる最尤推定を行うものは、精度において劣る。

# 従来技術

- 統計推定を行わないもの

- Filtered Back Projection (FBP)
- Projection Completion Method based on a Linear Interpolation in the Sinogram (PCLIS)
- 論文[1] (Lemmens et al, 2009)
- 論文[2] (Bal and Spies, 2006)

- 統計推定を行うもの

- 再構成画像に関する事前知識をおかないもの
  - 最尤推定法(ML)
- 再構成画像に関する事前知識をおくもの
  - 画像の滑らかさ制約 論文[3](山本, 庄野, 2009)  
論文[4](庄野, 岡田, 2009)
  - 人体の組織分布の制約 論文[5](Djafari, 2009)  
論文[6](Hsiao et al, 2003)

# 事前知識の活用

観察されるフォトンに関する物理モデル:  $p(D | \mathbf{x})$   
+  $D = \{y_i^{(t)} \mid i = 1, \dots, N, t = 1, \dots, T\}$

撮像対象の事前知識:  $p(\mathbf{x})$

事後確率最大化推定(Maximum a Posteriori=MAP推定)

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \max_{\mathbf{x}} (\log p(D | \mathbf{x}) + \log p(\mathbf{x}))$$

ベイズ推定(事後確率の期待値で推定)

$$\hat{\mathbf{x}} = \int p(\mathbf{x} | D) \mathbf{x} d\mathbf{x} \quad p(\mathbf{x} | D) = \frac{p(D | \mathbf{x}) p(\mathbf{x})}{\int p(D | \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}}$$



# 📌画像の滑らかさ制約(山本, 庄野, 2009)

撮像対象の事前知識:  $p(\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{\alpha}{2} \sum_i \sum_{j \in N(i)} (x_i - x_j)^2\right)$

↑ガウス分布  
(Gauss-Markovとか  
Gaussian Markov Random Field  
などと呼ばれる)



ML



ベイズ

ノイズに引っ張られた粗さがなくなり  
滑らかな画像が推定されるが、  
組織の間の境界もボケてしまう

# 従来技術

- 統計推定を行わないもの

- Filtered Back Projection (FBP)
- Projection Completion Method based on a Linear Interpolation in the Sinogram (PCLIS)
- 論文[1] (Lemmens et al, 2009)
- 論文[2] (Bal and Spies, 2006)

- 統計推定を行うもの

- 再構成画像に関する事前知識をおかないもの
  - 最尤推定法(ML)
- 再構成画像に関する事前知識をおくもの
  - 画像の滑らかさ制約 論文[3](山本, 庄野, 2009)  
論文[4](庄野, 岡田, 2009)
  - 人体の組織分布の制約 論文[5](Djafari, 2009)  
論文[6](Hsiao et al, 2003)

# 人体の組織分布の制約(Djafari, 2009)

観察されるフォトンに関する物理モデル:  $p(D | \mathbf{x}, \theta_1)$

撮像対象の事前知識:  $p(\mathbf{x}) = \int p(\mathbf{x} | \mathbf{z}, \theta_2) p(\mathbf{z}, \theta_3) d\mathbf{z}$

**Z**: 再構成画像の各画素がどの組織に属するかを表す離散変数

$p(D | \mathbf{x})$ : ガウス分布

$p(\mathbf{x} | \mathbf{z})$ : Independent Mixture of Gauss-Markov(ガウス分布)

- ・組織ごとに決まる特定のCT値をとりやすい
- ・再構成画像は滑らかになりやすい

$p(\mathbf{z})$ : Potts-Markov

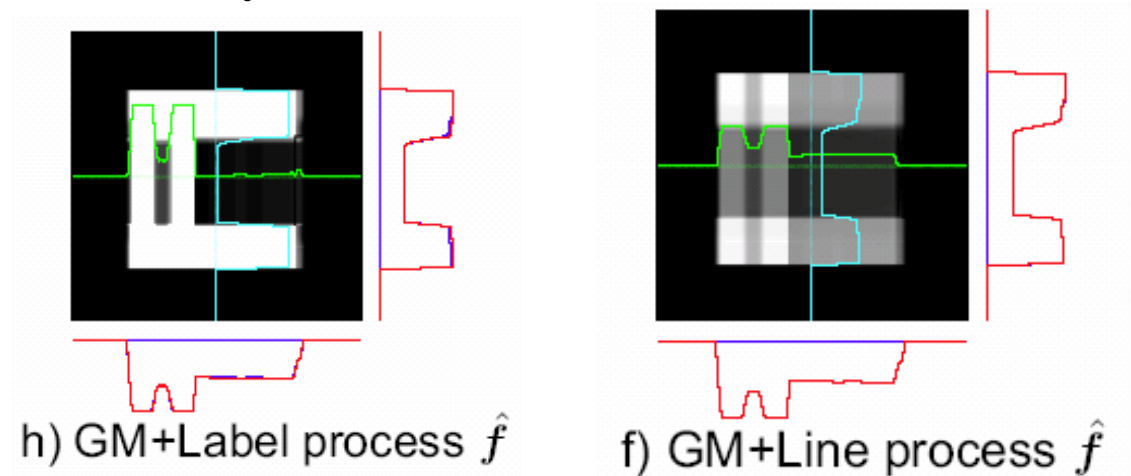
- ・同じ組織が空間的に集まりやすい

$p(\theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\})$ : 共役事前分布

# 📌 人体の組織分布の制約(Djafari, 2009)

事後分布の推定  $p(\mathbf{x} | D) = \frac{p(D | \mathbf{x}) p(\mathbf{x})}{\int p(D | \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}}$

## 1. モンテカルロ法



## 2. 変分法(variational technique)と平均場近似

$$p(\mathbf{x}, \mathbf{z}, \theta | D) \approx \left( \prod_i q(x_i | \{\mathbf{z}\}_{N(i)}) \right) \left( \prod_i q(z_i) \right) q(\theta)$$

平均場近似によって得られる推定値を用いて事後分布を近似

# 人体の組織分布の制約(Djafari, 2009)

## Djafariの方法による問題

- 解析的な計算を可能にするため、分布を単純化  
(観測過程は、ガウス分布ではなく  
ポアソン分布で表現するのが適切)
- 組織ごとにとりやすいCT値を仮定しているものの、  
各組織の割合が表現されていない。  
(大きな割合を示す組織に囲まれる領域は、  
滑らかさ制約によって、その組織と判定されてしまいがち)

# 提案法

観察されるフォトンに関する物理モデル:  $p(D | \mathbf{x}, \theta_1)$

撮像対象の事前知識:  $p(\mathbf{x}) = \int p(\mathbf{x} | \mathbf{z}, \theta_2) p(\mathbf{z}, \theta_3) d\mathbf{z}$

$\mathbf{Z}$ : 再構成画像の各画素がどの組織に属するかを表す離散変数

$p(D | \mathbf{x})$ : **ポアソン分布** (より現実的)

$p(\mathbf{x} | \mathbf{z})$ : ガウス分布、あるいは**多項指数型分布**

- ・組織ごとに決まる特定のCT値をとりやすい

$p(\mathbf{z})$ : **ボルツマン分布**

- ・同じ組織が空間的に集まりやすい(**組織別に調整可能**)
- ・**標準とされる各組織の割合に分布しやすい**

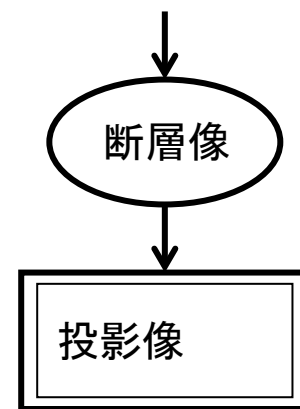
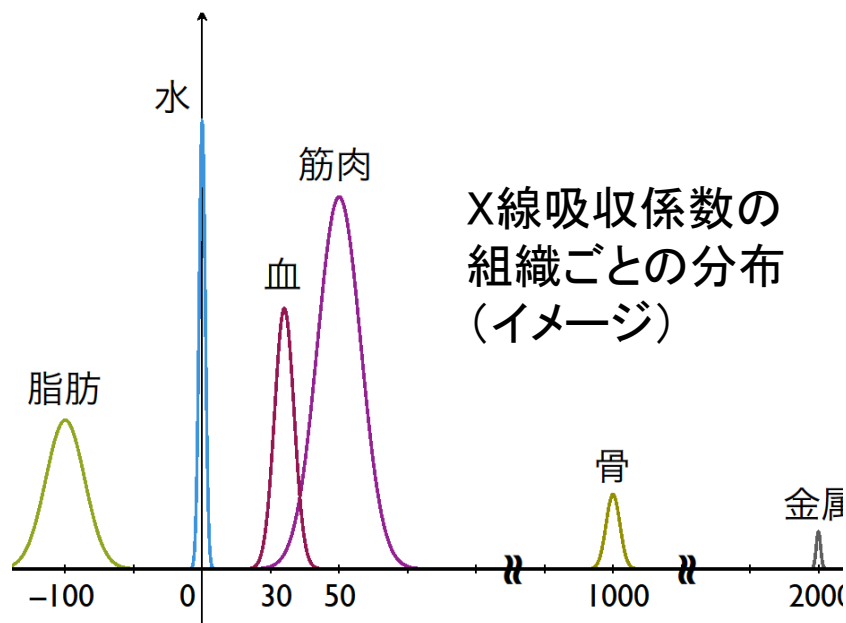
$$p(\mathbf{x} | \mathbf{z})$$

## • 事前知識

– 撮影対象は，軟組織（脂肪），通常組織（筋肉），骨，金属，空気などから構成される．

– それぞれの物質のX線吸収係数は既知 クラスを指示する  
隠れ変数

- 各画素ごとに  
所属する  
物質クラスを示す  
隠れ変数 $\mathbf{z}$ を導入



$p(\mathbf{z})$

- 事前知識
  - 各組織の構成割合を示す
  - 同一組織の空間的な連続性を表す

グラフカットの説明 (参考文献追加で対応可能)

試験分布の説明

グラフカットの説明 (参考文献追加で対応可能)

試験分布の説明



# 推定方法の工夫

現実的な事前知識を用いると、  
事後分布( $x$ の関数)の解析的な計算は不可能

事後分布( $x$ の関数)の平均で推定するベイズ推定においては、  
事後分布を変分ベイズ法を用いて解決

事後分布( $x$ の関数)の最大値のみが必要なMAP推定は、  
コスト関数が既知の最適化問題なので何らかの最適化手法を  
用いれば解ける。

ここでは効率化のため $\alpha$ -拡張アルゴリズムを利用

# 人体の組織分布の制約(提案法)

事後分布の推定 
$$p(\mathbf{x} | D) = \frac{p(D | \mathbf{x}) p(\mathbf{x})}{\int p(D | \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}}$$

## 1. $\alpha$ -拡張を用いたMAP推定

$$\{\hat{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{z}}\} = \arg \max_{\mathbf{x}, \mathbf{z}} (\log p(D | \mathbf{x}) + \log p(\mathbf{x} | \mathbf{z}) + \log p(\mathbf{z}))$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\mathbf{x}}_t = \arg \max_{\mathbf{x}} (\log p(D | \mathbf{x}) + \log p(\mathbf{x} | \mathbf{z}_{t-1})) \\ \hat{\mathbf{z}}_t = \arg \max_{\mathbf{z}} (\log p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}) + \log p(\mathbf{z})) \end{array} \right. \quad \alpha\text{-拡張(グラフカットの一種)}$$

## 2. 自由エネルギー最小化によるベイズ推定

$$p(\mathbf{x}, \mathbf{z} | D) \approx \left( \prod_i q(x_i | \{\mathbf{z}\}_{N(i)}) \right) \left( \prod_i q(z_i) \right) \quad \begin{array}{l} \text{国際会議論文では} \\ q(x_i | \{\mathbf{z}\}_{N(i)}) \approx q(x_i) \end{array}$$

$$\min_{q(\mathbf{x}|\mathbf{z}), q(\mathbf{z})} KL \left[ \left( \prod_i q(x_i | \{\mathbf{z}\}_{N(i)}) \right) \left( \prod_i q(z_i) \right) \middle| p(\mathbf{x}, \mathbf{z} | D) \right]$$

$q(x_i | \{\mathbf{z}\}_{N(i)})$ を予めガウス分布と仮定

# 本発明の要点 まとめ

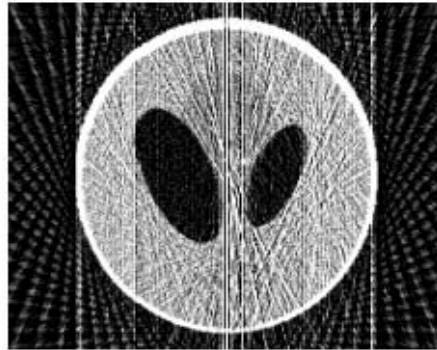
フォトンノイズなどによる観測の不確定性や、  
人体の組織分布に関する事前知識を

- ・どのような組織(通常細胞(筋肉)、軟細胞(脂肪)、骨、メタルなど)  
がどの程度の割合で分布するか
  - ・それぞれの組織がどの程度のX線吸収係数をもつか
  - ・それぞれの組織がどの程度、空間的に連続して分布しやすいか
- を確率分布の形で表現し、統計的推論を用いて  
断面像、再構成を行っているところが特色

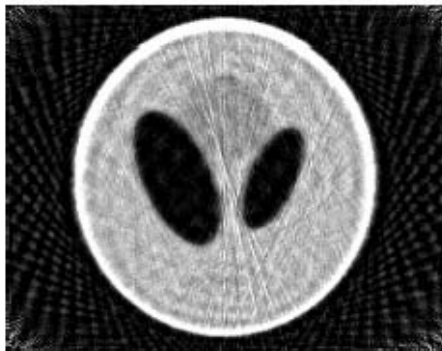
# シミュレーション実験(事後確率最大化による推論)



(a) Ground Truth



(b) FBP (17.92 dB)



(c) ML (20.96 dB)



(d) Proposed (22.58 dB)

メタルの含まれない画像  
32枚の投影画像(検出器は367個)から  
256x256の断面像再構成結果

Ground Truth: 真の画像

FBP: よく用いられている従来法

ML: 人体の事前知識を用いない統計推論

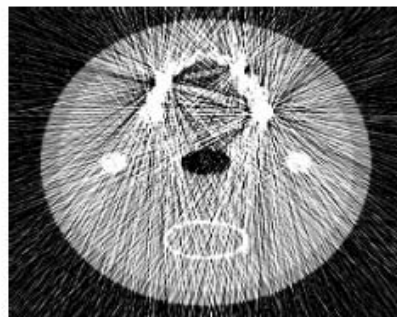
Proposed: 人体の事前知識を用いた統計推論

( $\cdots$ dB)は誤差の少なさを表し、大きいほどよい。  
(3dBで画素あたりの平均二乗誤差が半分になる)

# シミュレーション実験(事後確率最大化による推論)



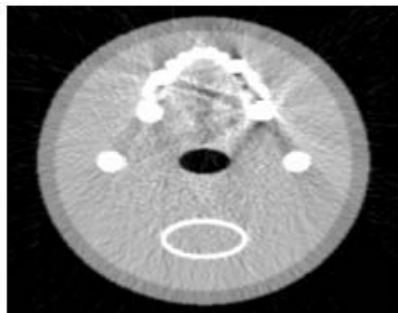
(a) Ground Truth



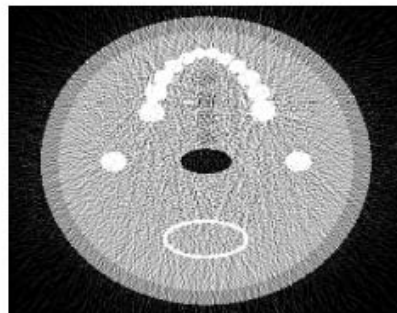
(b) FBP (24.29 dB)

メタルの含まれる画像

1791枚の投影画像(検出器は185個)から  
256x256の断面像再構成結果



(c) PCLIS (30.36 dB)



(d) ML (28.25 dB)

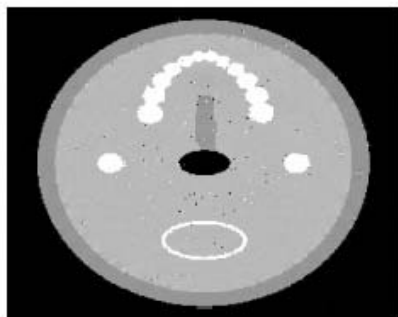
Ground Truth: 真の画像

FBP: よく用いられている従来法

PCLIS: FBPを改良した従来法

ML: 人体の事前知識を用いない統計推論

Proposed: 人体の事前知識を用いた統計推論



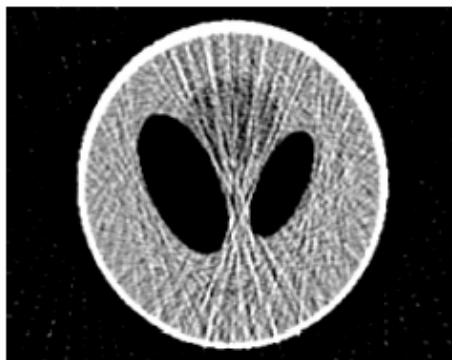
(e) Proposed (34.27 dB)

( $\cdots$ dB)は誤差の少なさを表し、大きいほどよい。  
(3dBで画素あたりの平均二乗誤差が半分になる)

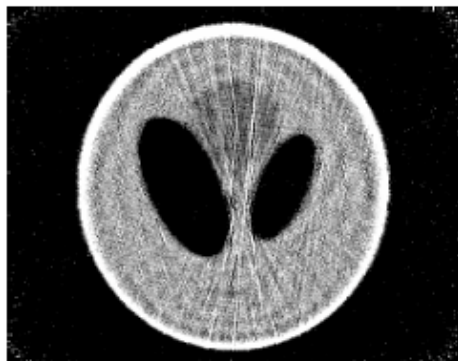
# シミュレーション実験(事後確率の期待値による推論)



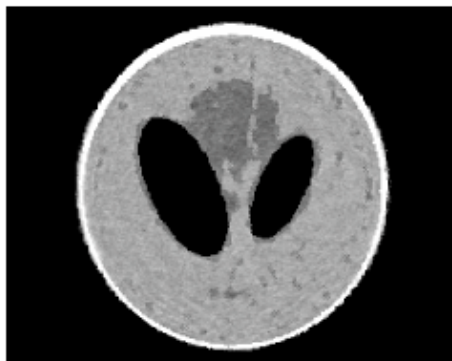
(a) Ground Truth



(b) FBP (20.90 dB)



(c) ML (20.33 dB)



(d) Proposed (21.50 dB)

メタルの含まれない画像  
32枚の投影画像(検出器は367個)から  
256x256の断面像再構成結果

Ground Truth: 真の画像

FBP: よく用いられている従来法

ML: 人体の事前知識を用いない統計推論

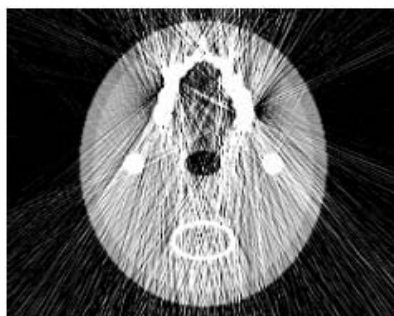
Proposed: 人体の事前知識を用いた統計推論

( $\bullet\bullet$  dB)は誤差の少なさを表し、大きいほどよい。  
(3dBで画素あたりの平均二乗誤差が半分になる)

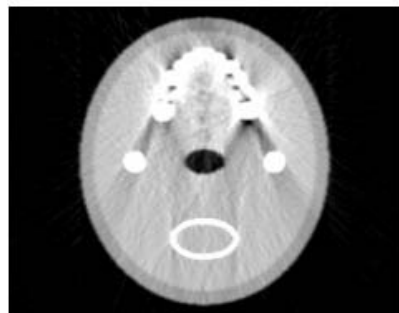
# シミュレーション実験(事後確率の期待値による推論)



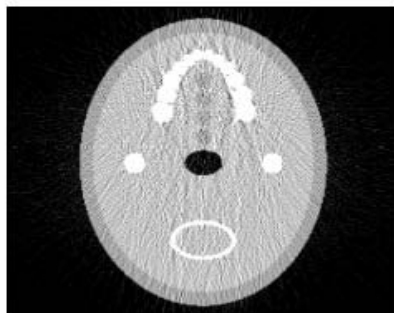
(a) Ground Truth



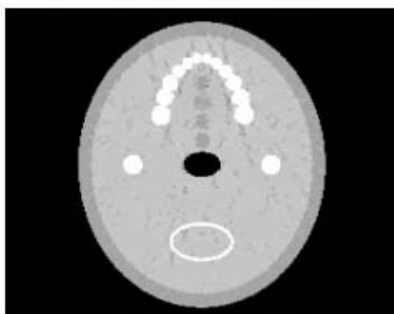
(b) FBP (26.71 dB)



(c) PCLIS (30.37 dB)



(d) ML (30.28 dB)



(e) Proposed (31.08 dB)

メタルの含まれる画像

1791枚の投影画像(検出器は185個)から  
256x256の断面像再構成結果

Ground Truth: 真の画像

FBP: よく用いられている従来法

PCLIS: FBPを改良した従来法

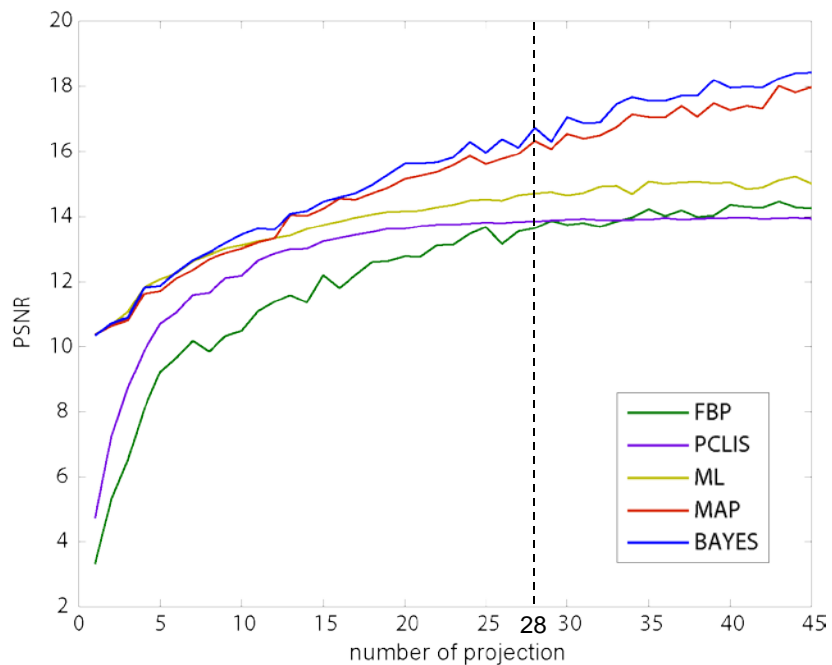
ML: 人体の事前知識を用いない統計推論

Proposed: 人体の事前知識を用いた統計推論

( $\cdots$ dB)は誤差の少なさを表し、大きいほどよい。  
(3dBで画素あたりの平均二乗誤差が半分になる)

# 再構成画像の精度

真の画像



FBP (13.64dB)



PCLIS (13.85dB)



ML (14.59dB)



提案MAP(16.07dB)

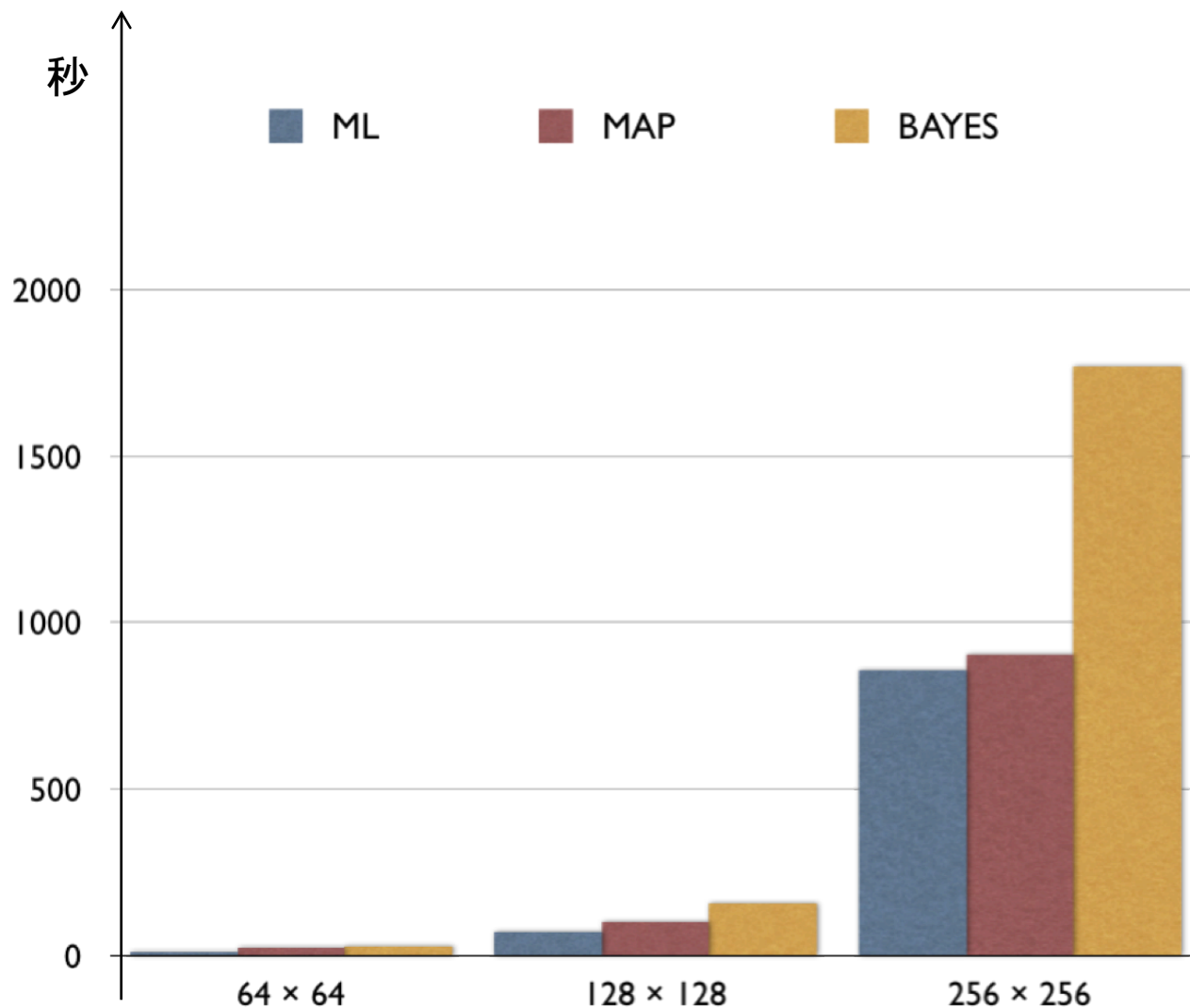


提案ベイズ(16.45dB)





# 計算時間の比較



# 今後の計画

現場(お医者さん)の意見を聞くことで、  
ニーズを知り、ソフトウェアのチューニングを図る  
(実際のCT装置や人体に合わせた設計)

11月15日 医用画像研究会@島津製作所 発表予定  
その他の会議発表も検討