

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 27 年 5 月 11 日現在

機関番号：12102

研究種目：基盤研究(C)

研究期間：2012～2014

課題番号：24601004

研究課題名(和文)マルチモダリティ時代の高性能PET画像再構成法の構築

研究課題名(英文)Construction of highly-functional PET image reconstruction methods for multi-modality age

研究代表者

工藤 博幸(KUDO, HIROYUKI)

筑波大学・システム情報系・教授

研究者番号：60221933

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 4,300,000円

研究成果の概要(和文)：近年、PET機能画像とMRI/CT形態画像を同時に撮影するマルチモダリティ型のPET装置が実用化されたが、測定した投影データからPET画像を生成する画像再構成法としては、未だに1980年代に構築された古典的手法が用いられている。本研究では、1) MRI/CT形態画像を事前情報に利用して画質を改善するフュージョン再構成法、2) 正常画像と病変画像を分離して出力する計算機支援診断統合型再構成法、3) 測定と並行してリストモードデータから画像再構成を行い中間画像を医師に提示したり検査終了と同時に医師に画像を提示できるリアルタイム再構成法、の3つの新しいコンセプトの画像再構成法を開発した。

研究成果の概要(英文)：Recently, multi-modality PET scanners have been developed and practically used in diagnostic medicine, which allows to generate a PET functional image and an MRI/CT morphological image simultaneously. However, these scanners still employ rather old tomographic image reconstruction methods to generate PET images from measured projection data. In this research, we develop three conceptually new image reconstruction methods for the multi-modality scanners. These methods include 1) a reconstruction method which uses an MRI/CT image as a priori knowledge to improve PET image quality significantly, 2) a reconstruction method which outputs a normal image and a lesion image separately by using techniques of computer-aided-diagnosis field during the reconstruction processing, and 3) a real-time reconstruction method using list-mode PET data which provides an intermediate PET image on line during the measurement and also provides a final PET image immediately after the measurement.

研究分野：医用画像工学

キーワード：医用画像 PET 画像処理 画像再構成 逆問題 マルチモダリティ

1. 研究開始当初の背景

近年、新しいコンセプトの PET (ポジトロン・エミッション・トモグラフィ) 装置の開発が精力的に行われている。例えば、PET と CT を組み合わせて機能画像と形態画像を同時に撮影する PET-CT 装置が広く普及して、PET と MRI を組み合わせた PET-MRI 装置も実用化に近い段階にある。また、手術室や救急車で使用する可搬式 PET 装置も開発され、術中イメージングへの応用などが期待されている。これらの新世代 PET 装置は、主に放射線検出器や電子回路などハードウェアの進歩によって実現された。しかし、装置で測定した投影データから逆問題を解き PET 画像を生成する画像再構成の技術は停滞しており、世界的に未だに 1982 年に発見された MLEM (Maximum Likelihood Expectation Maximization) 法や 1994 年に発見された OSEM (Ordered Subsets EM) 法などの古典的手法が採用されている。今後の PET 技術は、1) 機能画像と形態画像を同時に撮影するマルチモダリティ化、2) 画像処理を用いた腫瘍など病変検出の自動化 (計算機支援診断, CAD, Computer-Aided-Diagnosis と呼ばれる)、3) 術中イメージングや緊急時の検査を想定したリアルタイム化、の方向に進むことは確実な状況にあり、単に高画質の画像を生成する以上の高機能を持つ PET 画像再構成法を構築することが急務である。

2. 研究の目的

本研究では、代表者らの最近の研究を出発点に、1) MRI/CT 画像を事前情報に利用して画質を改善するフュージョン再構成法、2) 正常画像と病変画像を別々に分離して出力する CAD 統合型再構成法、3) 測定中に (各時刻における最適な) 中間画像を医師に提示したり検査終了と同時に再構成画像を医師に提示できるリアルタイム再構成法、の 3 つの新しいコンセプトの画像再構成法を開発する。なお、3 つの再構成法は、放射線科医師や臨床医師と議論を行い、新世代 PET 装置で期待される骨子を捉えたものになっている。具体的には、代表者らが最近行った本研究の予備検討と位置づけられる研究を出発点として、『計算解剖学』、『圧縮センシング』、『凸解析と凸最適化』など最新の信号・画像処理技術を導入して発展させ、新世代 PET 装置におけるプロトタイプの画像再構成法として構築する。具体的な研究項目としては、次章で述べる 4 つの重要性や先駆性が大きいテーマについて研究を実施する。

3. 研究の方法

(1) MRI/CT 形態画像を事前情報に利用するフュージョン再構成法

認知症やてんかんの診断を対象として、代表者の先行研究 (工藤博幸: MRI 情報を用いた脳血流 SPECT 画像の解析と再構成, 日

本医用画像工学会誌 Medical Imaging Technology, Vol.28, pp.19-25, 2010) を発展させ、以下の考え方に基づく画像再構成法を開発する。PET を用いた脳疾患の診断においては、通常各患者に対して PET と MRI の両者の撮影が行われ、医師は PET 画像と MRI 画像の対応関係を見て診断を行う。現状では、MRI 画像は最後の診断のステージのみで使用されている。本研究では、同一患者の MRI 画像は PET 画像との相関が非常に大きくほぼ同一の領域構造を持つため、PET の画像再構成を行う際に強力な事前情報になり得ることに着目して、MRI 画像を事前情報に利用して PET の画質を向上させるフュージョン再構成法を開発する。具体的には、プロトタイプの事例として脳疾患の診断を対象とするが、PET-CT 装置を用いた全身腫瘍検査や心臓病診断においても最近の装置は MRI/CT 形態画像と PET 機能画像の撮影を同時に行う場合が大半を占め、開発した手法は多くの事例に適用可能と考えられる。

(2) 腫瘍検査を対象とした病変自動検出機能を持つ CAD 統合型再構成法

PET 腫瘍検査を対象として、代表者らの先行研究 (小林哲哉, 工藤博幸: PET/SPECT における画像再構成と病変検出の統合, 日本医用画像工学会誌 Medical Imaging Technology, Vol.26, pp.233-239, 2008) を発展させ、以下の考え方に基づく画像再構成法を開発する。PET 画像 \mathbf{x} を正常な臓器を表す正常画像 \mathbf{b} と腫瘍を表す病変画像 \mathbf{s} の和 $\mathbf{x}=\mathbf{b}+\mathbf{s}$ で表現して、正常画像は同一領域内で滑らかに変化・病変画像は疎な性質 (値が非零の画素が少ない) を持つ、など各々の画像の性質に基づく正則化を施して 2 変数逆問題を解き、 \mathbf{b} と \mathbf{s} を別々の画像として分離して出力する。

(3) 近接スプリットングを用いた高速な統計的 PET 画像再構成法

現在のほとんど全ての PET 装置では、最尤推定に基づく MLEM 法の収束速度を (投影データを複数のサブセットに分割してサブセット毎に解更新を行うことで) 高速化した OSEM 法・RAMLA (Row-Action Maximum Likelihood) 法・DRAMA (Dynamic RAMLA) 法などのブロック反復型または Row-Action 型と呼ばれるクラスの画像再構成法が採用されている。OSEM 法は 1994 年に提唱された古典的手法であり、1996 年に RAMLA 法が提案され 2003 年に DRAMA 法が提案されたが、その後高速な統計的画像再構成法の研究に関しては停滞して世界的に大きな進歩がないのが現状である。本研究では、近年凸最適化や非線形関数解析学の分野で注目されている『近接スプリットング』と呼ばれる数学的道具に着目して、高速な収束性を持つ多様なブロック反復型画像再構成法を構築する先駆性が大きい新しい数学的枠組みを構築する。

(4) リストモードデータを用いたワンパスリ

アルタイム再構成法

現在の PET 装置では、測定が終了した後、リストモードデータをヒストグラム化して画像再構成の計算が行われる。この方法では、測定中に（各時刻における最適）中間画像を医師にリアルタイムで提示したり検査終了後に待ち時間なしで医師に再構成画像を提示することは、不可能である。本研究では、この問題点を解決する新しい枠組みとして、測定と並行して直接リストモードデータから画像再構成の計算を行うワンパスリアルタイム再構成法を開発する。具体的には、上述の検討項目(3)で構築する近接スプリッティングに基づく画像再構成法を、リストモードデータに適用可能な形に拡張することにより実現する。

4. 研究成果

(1) MRI/CT 形態画像を事前情報に利用するフュージョン再構成法

脳 PET イメージングでは、部分容積効果や統計雑音の影響により、画像の高周波成分を正確に復元することが難しく、灰白質と白質の境界がぼけて再構成され定量性も低下して、診断に支障を与える。本研究では、同一患者の位置合わせされた MRI 画像を利用して、灰白質と白質の境界を鮮明に復元するのみならず、MRI 画像に写っていない病変の検出やすさも高める『解剖学的 MAP 法』と命名した画像再構成法を開発した。以下に、その原理を説明する。脳 PET イメージングの多くの目的は、血流や代謝量が小さい灰白質領域内に存在する病変を表すスポットを発見することである。そこで、図 1 に示すように、対象画像 \mathbf{x} を灰白質・白質・CSF・その他の各領域でほぼ一様な濃度値を持つ背景画像 \mathbf{b} と病変を表す疎（スパース）な性質を持つスポット画像 \mathbf{s} の和でモデル化する。この画像モデルを Spots-On-Smooth (SOS) モデルと呼ぶ。解剖学的 MAP 法は、SOS モデルで表される画像を、背景の雑音を抑制してかつスポットのコントラストを保存して、スポットを検出しやすく再構成することを目的とする。具体的な画像再構成の手順は、以下の 2 つのステップからなる。

[STEP 1] (領域画像の作成) 同一患者の位置合わせされた MRI 画像に画像処理を施して、灰白質・白質・CSF・その他の領域毎に異なるラベルを代入した領域画像を作成する。

[STEP 2] (画像再構成) 領域画像の情報を利用して構成した以降で説明する評価関数を最小化することにより、画像再構成を行う。

解剖学的 MAP 法のキーである画像再構成の評価関数は、以下のように構成される。再構成画像を \mathbf{x} で表すと、通常の MAP 再構成における評価関数 $f(\mathbf{x})$ は、(負の)対数尤度関数 $L(\mathbf{x})$ と統計雑音を抑制する Gibbs 平滑化関数 $U(\mathbf{x})$ の和により構成される。これに対して、解剖学的 MAP 法では以下の 3 項からなる評価関数 $f(\mathbf{x})$ を用いる。

$$f(\mathbf{x}) = L(\mathbf{x}) + \beta U(\mathbf{x}) + \gamma D(\mathbf{x}) \quad (1)$$

ここで、 $D(\mathbf{x})$ は、STEP 1 で作成した領域画像を用いて灰白質・白質・CSF・その他の領域毎に再構成画像 \mathbf{x} の平均（または中央）濃度値を代入して得られる領域一様化画像 $\mathbf{m}(\mathbf{x})$ と再構成画像 \mathbf{x} の L_1 ノルム距離で、次式で定義される。

$$D(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^J |x_j - m_j(\mathbf{x})| \quad (2)$$

また、Gibbs 平滑化関数 $U(\mathbf{x})$ としては、MRI の領域画像から灰白質・白質・CSF・その他の各領域の境界が同定できるので、同一領域内のみエッジ保存型平滑化を行う次式のものを用いる。

$$U(\mathbf{x}) = \sum_{(j,j') \in C} \omega_{jj'} (1 - e_{jj'}) (x_j - x_{j'})^2$$

$$e_{jj'} = \begin{cases} 1 & \text{(画素 } j \text{ と画素 } j' \text{ の間にエッジが存在)} \\ 0 & \text{(その他)} \end{cases} \quad (3)$$

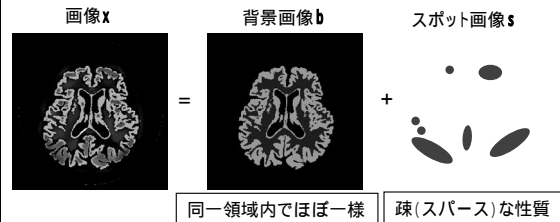


図 1 Spots-On-Smooth 画像モデルの概念図

海外の類似研究は、MRI 情報はエッジ保存型平滑化の形でのみ利用する手法が主流であるが、このような手法では MRI に写っていない病変に対する画質改善効果はほとんどない。解剖学的 MAP 法が決定的に優れている点は、領域一様化画像 $\mathbf{m}(\mathbf{x})$ との L_1 ノルム距離 $D(\mathbf{x})$ を加えることにより、MRI に写っていない病変についてもコントラストを保存して画質改善を可能にした点である。また、先行研究（工藤：日本医用画像工学誌、2010）との違いは、灰白質・白質・CSF・その他の領域の値を再構成画像 \mathbf{x} の平均（または中央）濃度値により再構成計算中に自動的に推定する枠組みを導入して、使いやすさと安定な動作を保證させた点である。

図 2 に、シミュレーション実験の一例を示す。PET における大きな画質劣化要因として部分容積効果による定量性・分解能の低下が存在するが、一般に統計雑音を増大させずに部分容積効果の補正を行うことは困難である。従来の代表的な画像再構成法である MLEM 法及び(形態画像を利用しない)MAP 法と提案手法の比較を行っている。この実験では、白点線で示した後頭葉から頭頂葉にかけての部位に病変が存在する状況を想定している。MLEM 法では部分容積効果は補正さ

れているが統計雑音が増大しており、従来のMAP法では部分容積効果の影響は上手く補正されておらず病変の部位が識別しにくくなっている。これに対して、提案手法では雑音を増大させずに部分容積効果を補正することに成功している。

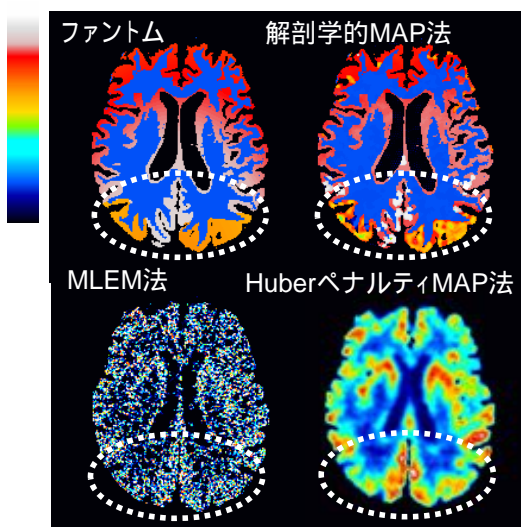


図2 解剖学的MAP法シミュレーション実験の再構成画像

(2) 腫瘍検査を対象とした病変自動検出機能を持つCAD統合型再構成法

PETの主要な応用分野である腫瘍検査を対象として、PET-CT装置で撮影したPET投影データとCT画像から、正常画像と病変画像を分離して画像生成する『CAD統合型MAP法』と命名した画像再構成法を開発して、島津製作所が開発中のマルチモダリティ対応フレキシブルPET装置を想定して、シミュレーション実験による性能評価を行った。以下にCAD統合型MAP法の概要を述べる。まず、脳イメージングにおける図1のSOSモデルと同様に、PET画像 \mathbf{x} を正常画像 \mathbf{b} と病変画像 \mathbf{s} の和により $\mathbf{x} = \mathbf{b} + \mathbf{s}$ でモデル化する。そして、MAP推定の枠組みに基づき、画像再構成は次式の評価関数 $f(\mathbf{b}, \mathbf{s})$ を最小化して \mathbf{b} と \mathbf{s} を別々の画像として分離して推定することにより行う。

$$f(\mathbf{b}, \mathbf{s}) = L(\mathbf{b} + \mathbf{s}) + \beta_1 U_1(\mathbf{b}) + \beta_2 U_2(\mathbf{s}) + \gamma D(\mathbf{s}) \quad (4)$$

ただし、 $L(\mathbf{b} + \mathbf{s})$ は対数尤度関数、 $U_1(\mathbf{b})$ は正常画像の平滑化ペナルティ関数、 $U_2(\mathbf{s})$ は病変画像の平滑化ペナルティ関数、 $D(\mathbf{s})$ は病変画像がスパースであることを評価する L_1 ノルムに基づく関数である。画像再構成は、交互最小化法と呼ばれる反復法に基づき、 \mathbf{b} の再構成と \mathbf{s} の再構成を交互に収束するまで繰り返すことにより行う。

図3に、島津製作所が開発中のマルチモダリティ対応フレキシブルPET装置を想定したシミュレーション実験の結果を示す。このPET装置は検出器リングに欠損があるC型

の部分リング構造であるため、十分な画質を達成するには事前情報を利用した高度な画像再構成法が不可欠となる。MLEM法(完全リング)・MLEM法(部分リング)・従来のHuber平滑化ペナルティを用いたMAP法(部分リング)・CAD統合型MAP法(部分リング)の4手法を比較しているが、1) 正常画像と病変画像(腫瘍)の分離に成功していること、2) 他手法と比較して雑音をより上手く抑制して腫瘍が見やすい画像を生成していること、が分かる。

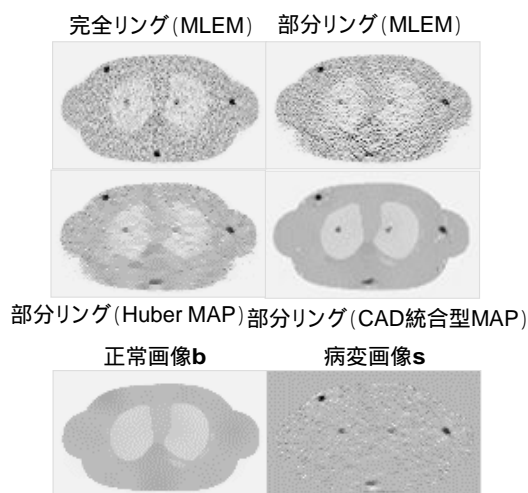


図3 CAD統合型MAP法シミュレーション実験の再構成画像

(3) 近接スプリットングを用いた高速な統計的PET画像再構成法

近年のPET装置では、雑音のポアソン性に基づき定義した(負の)対数尤度関数を、OSEM法・RAMLA法・DRAMA法などの高速に収束する反復法を用いて最小化するブロック反復型画像再構成法が主流である。ブロック反復型再構成法を導出する枠組みとしては、直感的にMLEM法の反復式をブロック化する経験的な手法の他に、収束性に関する厳密な理論を伴うブロック勾配法などがある。本研究では、高速なブロック反復型画像再構成法を導出する新しい枠組みとして『近接スプリットング』と呼ばれる凸最適化や非線形関数解析学の分野で知られる道具を用いることを提案して、この枠組みを用いることで既存のブロック反復法に近い手法から過去に例がない新手法まで多様な画像再構成法が体系的に導出できることを示した。

以降では、提案する枠組みの基本となる考え方と概要を述べる。画像を \mathbf{x} 、投影データを \mathbf{b} 、 \mathbf{x} と \mathbf{b} を関係づけるシステム行列の i 行目の行を表すベクトルを \mathbf{a}_i で表すと、統計的画像再構成は次式 of 非負制約の下で負の対数尤度関数 $L(\mathbf{x})$ を最小化する最適化問題として定式化される。

$$\min_{\mathbf{x}} f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^L [(\mathbf{a}_i^T \mathbf{x}) - b_i \log(\mathbf{a}_i^T \mathbf{x})] \quad (5)$$

subject to $\mathbf{x} \geq 0$

近接スプリットングでは、式(5)を最小化する反復法を以下の手順で構成する。まず、評価関数 $f(\mathbf{x})$ を以下のように部分評価関数 $f_l(\mathbf{x}) (l=0,1,\dots,L-1)$ の和に分解しておく。

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{l=0}^{L-1} f_l(\mathbf{x}), \quad f_l(\mathbf{x}) = \begin{cases} 0 & \mathbf{x} \geq 0 \\ \infty & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

ただし、以降の説明を容易にするため、非負制約は $L+1$ 番目の部分評価関数 $f_L(\mathbf{x})$ として取り扱う。また、式(6)の形への $f(\mathbf{x})$ の分解を行う際には、各部分評価関数 $f_l(\mathbf{x})$ は凸関数の必要性はあるが、微分不可能な関数や凸制約条件を表す (0 または ∞ の値を取る) 関数でも良い。そして、各反復回数において、全体の評価関数 $f(\mathbf{x})$ の代わりに部分評価関数 $f_l(\mathbf{x}) (l=0,1,\dots,L)$ を順番に用いて、以下の最小化問題を順々に解くことで画像更新を行う。

$$k = 0, 1, \dots$$

$$\mathbf{x}^{(k,0)} = \mathbf{x}^{(k)}$$

$$\mathbf{x}^{(k,l+1)} = \arg \min_{\mathbf{x}} (f_l(\mathbf{x}) + \frac{1}{2\alpha^{(k)}} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^{(k,l)}\|^2) \quad (l = 0, 1, \dots, L)$$

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k,L+1)} \quad (7)$$

評価関数 $f(\mathbf{x})$ の式(6)の形への分解を、各部分評価関数 $f_l(\mathbf{x})$ が測定データの1つの標本値の項のみを含むように選ぶことで、この画像再構成法は投影データをサブセットに分割してサブセット毎に画像更新を行うブロック反復型再構成法の中でも、分割を最も細かいレベルまで行い収束を最速にした Row-Action 型となる。また、式(7)に現れる部分問題は $f_l(\mathbf{x})$ が微分不可能な関数や凸制約条件であっても唯一の解を持つことが示される。例えば、 $f_l(\mathbf{x})$ が凸制約条件の場合には対応する凸集合に対する射影演算になる。このように、ブロック勾配法などの他の枠組みと比較して部分評価関数 $f_l(\mathbf{x}) (l=0,1,\dots,L-1)$ への分解の仕方の自由度が高いため、後述するように全く新しい構造のブロック反復法を導出することも可能となる。本手法の収束性に関しては、(勾配法のステップサイズに相当する) パラメータ $\alpha^{(k)}$ の値を徐々にある規則を満足するようにゼロに近づけることで真の解に収束する。

以上の数学的枠組みを基礎として、以下の提案手法 1,2 を構築した。

提案手法 1

式(6)の形に $f(\mathbf{x})$ を分解する最も常識的な方法は、対数尤度関数の各項をばらばらにしたものを部分評価関数 $f_l(\mathbf{x}) (l=0,1,\dots,I-1)$ と考えて以下のように分解する方法である。

$$f_l(\mathbf{x}) = [(\mathbf{a}_{l+1}^T \mathbf{x}) - b_{l+1} \log(\mathbf{a}_{l+1}^T \mathbf{x})] \quad (l = 0, 1, \dots, I-1)$$

$$f_l(\mathbf{x}) = \begin{cases} 0 & \mathbf{x} \geq 0 \\ \infty & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式(8)の各 $f_l(\mathbf{x})$ に対する近接写像(式(7)の第2式で定義される最小化演算)を解析的に求めれば、具体的な反復式が得られる。

提案手法 2

過去のどの文献にも存在しないブロック反復型再構成法であり、近接スプリットングの一般性や有効性を示唆しているもので、以下の手順で導出される。まず、式(5)の最適化問題を同じ解を持つ以下の2変数 (\mathbf{x}, \mathbf{y}) の線形等式制約条件付き最適化問題の形に書き換える。

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{y}} \sum_{i=1}^L [(\varepsilon y_i) - b_i \log(\varepsilon y_i)]$$

subject to $\mathbf{a}_i^T \mathbf{x} = \varepsilon y_i, \quad \mathbf{x} \geq 0 \quad (9)$

ただし、 ε は変数のスケールングを行うパラメータである。次に、式(9)に基づき部分評価関数 $f_l(\mathbf{x}, \mathbf{y}) (l=0,1,\dots,I+1)$ の形への評価関数の分解を以下のように行う。

$$f_l(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \begin{cases} 0 & \mathbf{a}_{l+1}^T \mathbf{x} = \varepsilon y_{l+1} \quad (l = 0, 1, \dots, I-1) \\ \infty & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$f_l(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^L [(\varepsilon y_i) - b_i \log(\varepsilon y_i)],$$

$$f_{I+1}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \begin{cases} 0 & \mathbf{x} \geq 0 \\ \infty & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

即ち、式(9)における等式制約条件の各式を部分評価関数 $f_l(\mathbf{x}, \mathbf{y}) (l=0,1,\dots,I-1)$ と考え、最小化する評価関数の項は $f_l(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ とみなし、非負条件は $f_{I+1}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ とみなすのである。式(10)の各 $f_l(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ に対する近接写像を解析的に求めれば、具体的な反復式が得られる。

2つの提案手法と既存の OSEM 法・RAMLA 法・DRAMA 法の実装を行い、腹部を模擬した数値ファントムを用いてシミュレーション実験を行った。図4に、反復回数と画像再構成の評価関数である(負の)対数尤度の関係をまとめて示す。2つの提案手法はどれも RAMLA 法や DRAMA 法と同等にリミットサイクルを回避して上手く動作することが分かる。

(4) リストモードデータを用いたワンパスリアルタイム再構成法

上述の近接スプリットングを用いた提案手法 1,2 をリストモードデータからの画像再構成に拡張して、測定と画像再構成の計算を並行して行うワンパス再構成のシミュレーション実験を行い、図5に示すように(世界的に難しいとされている)ワンパス再構成が実現可能な見通しを得た。

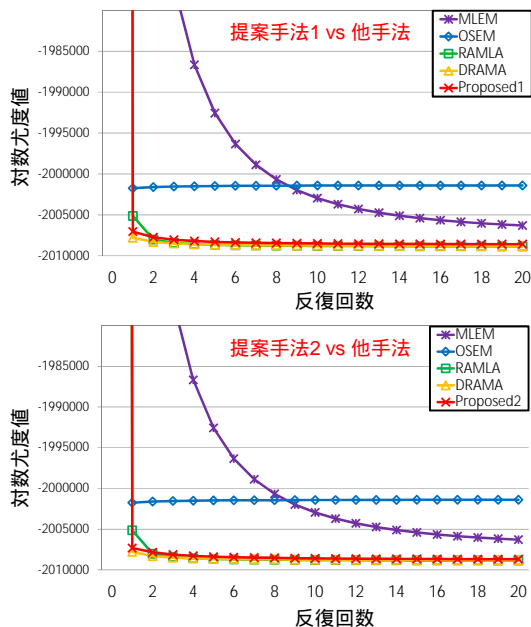


図4 提案手法1,2と既存手法の収束性比較

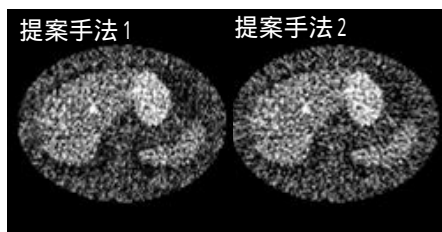


図5 リストモードデータからの一反復(ワンパス)の再構成画像

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕(計9件)

工藤博幸, "医用イメージングと計算機支援診断の統合," *インナービジョン*, Vol.29, pp.36, 2014 (査読無)

(<http://www.de-hon.ne.jp/digital/bin/product.asp?sku=2000003317300701000P>)

工藤博幸, "低被曝CTにおける画像再構成法 - 統計的画像再構成, 逐次近似画像再構成, 圧縮センシングの基礎 -," *日本医用画像工学会誌 Medical Imaging Technology*, Vol.32, pp.239-248, 2014 (査読有) (Doi: 10.11409/mit.32.239)

T.Kobayashi, K.Kitamura, H.Kudo, "Anatomically-guided MAP reconstruction of partial-ring TOF PET data using spots-on-smooth image representation model," *Proceedings of 12th International Meeting on Fully 3-D Image Reconstruction in Radiology and Nuclear Medicine*, pp.436-439, 2013 (査読有)

(<http://www.fully3d.org/Fully3D2013Proceedings.pdf>)

S.Kinouchi, T.Yamaya, E.Yoshida, H.Tashima, H.Kudo, H.Haneishi, M.Suga, "GPU-based PET image reconstruction using an accurate

geometrical system model," *IEEE Transactions on Nuclear Science*, Vol.59, pp.1977-1983, 2012 (査読有)

(Doi:10.1109/TNS.2012.2201953)

E.A.Rashed, H.Kudo, "Statistical image reconstruction from limited projection data with intensity priors," *Physics in Medicine and Biology*, Vol.57, pp.2039-2061, 2012 (査読有)

(Doi:10.1088/0031-9155/57/7/2039)

〔学会発表〕(計12件)

工藤博幸, "CT画像再構成逆問題と格闘した約30年 - 解析的再構成法から圧縮センシングまで -," *メディカルイメージング連合フォーラム*, 2015年3月3日ホテルミヤヒラ(石垣市)電子情報通信学会フェロ-受賞記念講演

小林祐介, 工藤博幸, 鈴木大三, "X線CTにおける近接スプリッティングを用いた統計的画像再構成法," *電子情報通信学会医用画像研究会*, 2013年1月25日那覇市ぶんかテンブス館(那覇市)

野村勇人, 工藤博幸, 鈴木大三, "MRI情報を用いた脳血流SPECTの部分容積効果補正法の改良と病変検出への応用," *電子情報通信学会医用画像研究会*, 2013年1月25日那覇市ぶんかテンブス館(那覇市)

小林彩子, 工藤博幸, 鈴木大三, "改良した正規化相互情報量によるマルチモダリティ画像の位置合わせ," *電子情報通信学会医用画像研究会*, 2013年1月25日那覇市ぶんかテンブス館(那覇市)

工藤博幸, "統計的推定によるCT画像再構成の基礎と新しい展開," *日本学術振興会産業計測第36委員会第406回研究会*, 2012年7月24日サピアタワー内東北大学東京分室(東京都)招待講演

〔図書〕(計4件)

工藤博幸 他, *医用画像工学ハンドブック* (第1巻第2章「投影からの画像再構成」を分担執筆), *日本医用画像工学会*, 2012, pp.39-84

工藤博幸 他, *実践医用画像解析ハンドブック* (第5.1.3節「MRIとの融合による脳血流SPECT画像解析」を分担執筆), *オーム社*, 2012, pp.416-421

6. 研究組織

(1) 研究代表者

工藤 博幸 (KUDO, HIROYUKI)

筑波大学・システム情報系・教授

研究者番号: 60221933

(2) 連携研究者

滝沢 穂高 (TAKIZAWA, HOTAKA)

筑波大学・システム情報系・准教授

研究者番号: 40303705

王 朕 (WANG, ZHEN)

筑波大学・図書館情報メディア系

研究者番号: 30593579・准研究員