

令和 2 年 5 月 11 日現在

機関番号：16201

研究種目：基盤研究(B) (一般)

研究期間：2017～2019

課題番号：17H01816

研究課題名(和文) 高品質CT画像の効率的な再構成

研究課題名(英文) Effective reconstruction of high quality CT images

研究代表者

堀川 洋 (Horikawa, Yo)

香川大学・創造工学部・教授

研究者番号：60181533

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 12,900,000円

研究成果の概要(和文)：低線量照射下でのCT画像再構成を行う方法として、線形方程式の数値解法である共役勾配法の提案を行った。本手法では、CT画像再構成を非負値あるいは境界値拘束をもった大規模な凸最適化問題として定義し、これを効率よく求解する方法の提案を行っている。結果的に、従来手法である連続法よりも高品質な画像再構成を数百程度高速に行えることを示した。また、マルチGPU用いた高速化、深層ニューラルネットワークを用いた予測など、連続法の改良も行った。

研究成果の学術的意義や社会的意義

日本は世界一のCT普及国であると同時に世界一の医療被曝国と言われている。これは、国内メーカーが開発しているCT装置では逆投影法が用いられ、この方法では高品質な画像を得るために、人体に高線量照射しなければならないためである。逆投影法による再構成画像よりも高品質で低線量照射下での画像再構成が可能である方法として連続法が提案されている。しかしながら、演算効率が極めて悪いことが問題であった。本研究では、連続法と同じ基本概念に基づきながら、高品質かつ高速なCT画像再構成が可能である数値解析手法の提案を行った。これは、実用に向けた有力な一歩であり、ひいては、多くの人の健康に寄与することになる。

研究成果の概要(英文)：Conjugate gradient methods, which are numerical methods for solving a set of linear equations simultaneously, are presented for CT image reconstruction under low X-ray dose. In this study, the CT image reconstruction is defined as a large-scale convex optimization problem with nonnegative or box constraint and we propose some efficient methods for solving these problems. Consequently, we show that the proposed methods provide higher quality reconstruction images than those obtained by the continuous method and are several hundred times faster than the continuous method. Further, we improve the continuous method by accelerating with multi-GPUs and using the prediction with deep Neural networks.

研究分野：情報学

キーワード：機械学習 超高速情報処理 画像、文書、音声等認識 数理工学

様式 C - 19、F - 19 - 1、Z - 19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

医用 X 線 CT 装置は、現在、多くの身体部位の画像診断に用いられている。CT 画像の再構成法としては、逆投影法と逐次法が知られている。逆投影法では専用ハードウェアにより短時間で再構成画像が得られるが、低線量照射下（少数投影の場合）では偽像の多い画像が出力される。一方、逐次法では少数投影の場合でも高品質な画像を得ることができる。しかしながら、計算量が膨大なため、高速な計算機を用いても一回の撮像あたり数十分の再構成時間が必要である。それゆえ、CT 装置には逆投影法が実装されているが、医療被曝への危惧のため、逐次法を改良して実用化に結び付けようとする研究が欧米において盛んに行われている。

2. 研究の目的

本研究計画の分担者の藤本らは低線量照射下で逐次法よりも高品質な CT 画像を得ることができ、ノイズの耐性にも優れた再構成手法（連続法）を提案している。しかしながら、連続法も逐次法と同様に膨大な計算が必要であり、実用化には再構成に要する計算時間を短縮する必要がある。そこで、本研究では、ニューラルネットワーク、デジタルハードウェアの設計、回路解析、数値解析、画像処理など様々な観点からの検討を行い、連続法を用いた画像再構成を合理的な時間内に短縮する。

3. 研究の方法

(1) CT 装置における再構成画像 x と投影データ y には $y=Ax$ のような線形関係が成立する。ここで、行列 A はラドン変換によって得られるスパースな行列である。 x, y の次元はそれぞれ再構成画像のサイズ、X 線を計測するセンサー数に等しい。逆投影法ではサンプリング定理を満たすために、行列 A は行数が列数よりも大きい場合を考える。一方、低線量照射下を仮定する場合には、列数が行数よりも大きい場合を考える必要があり、この場合には不良設定問題となる。いずれにしても行列 A は長方形列となり、先に与えた線形関係を直接解くことはできない。そこで、 $A^T Ax=A^T y$ のように変形して最小二乗問題として解くことになる。一方、画像は非負値で定義されるため、単なる最小二乗問題の解法では良質な解が得られないため、非負値の拘束を与えることにした。さらに、画像は 0 から 255 の階調で表現されるため、0 から 1 を解に持つような境界値拘束を与えた。

研究期間の初期では、デジタルハードウェアの設計、回路解析、数値解析、画像処理など、様々な観点からこの問題を解くことに挑戦した[1]。最終的には、連立方程式の反復解法である共役勾配法が最も有力であった[2]。連立方程式の反復解法では、計算資源を節約するために一定の間隔で反復をリスタートすることが一般的である。一方、解くべき問題では、非負値または境界値の拘束を与える必要があり、リスタートの際に非負値あるいは境界値に拘束する共役勾配法の提案を行った。共役勾配法は線形方程式の反復解法であるが、これは凸関数である目的関数を最小化していることに等価であることが知られている。文献調査を行った所、拘束条件をもつ凸最適化問題は古くから研究されており、これらの手法との性能比較を行った。

本手法は、リスタート型共役勾配法に拘束を与えているのみであり、アルゴリズムがシンプルであることにその特徴がある。更なる高速化のため、近年、一般用途向けの演算に利用可能となった画像処理プロセッサである GPU を用いて実装を行った[3]。共役勾配法のアルゴリズムは、行列・ベクトル演算、ベクトル・ベクトル演算で構成されるため、統合開発環境 CUDA のライブラリである cuSPARSE 及び cuBLAS を用いた。そして、拘束を行う部分のみカーネル関数を記述して、実装を行った。そして、CPU のみを用いる場合と性能比較を行った。最小二乗法に関して正規方程式 $A^T Ax=A^T y$ を求解する共役勾配法は CGNR 法と呼ばれている。一方、 $AA^T u=y$ のように解空間を縮退して解を求める CGNE 法も知られている。そこで、この比較では双方の方法を CPU 及び GPU に実装を行い、その計算時間及び再構成画像の品質を比較した。

(2)連続法では、 $A^T Ax=A^T y$ の非負値解を得るために、非線形連続時間システム $dx(t)/dt=XA^T(y-Ax(t))$ の平衡解を数値積分法によって求める。ここで、行列 X は解ベクトル $x(t)$ を対角に並べた行列であり、各要素が非負である初期値 $x(0)$ が与えられると各時刻における解 $x(t)$ が非負であることを保証している。この連続時間システムに前進オイラー法を適用し、マルチ GPU 上に実装を行った。実装には、(1)の共役勾配法の場合と同様に、線形代数ライブラリである cuSPARSE 及び cuBLAS を用いた。そして、GPU を 4 台搭載したディープラーニング用のワークステーションを用いて、本手法の評価を行った[5]。ここで、ホスト・メモリや複数のデバイス・メモリの空間を一つのメモリ空間として扱う UVA を用いる場合と用いない場合の性能比較を行った。

(3)連続法又は共役勾配法や前進オイラー法による離散的手法のいずれにしても、例えば一樣な初期値から真の断層画像に似た画像が得られるまでには膨大な計算時間を必要とする。再構成時間短縮のための一方法として、深層ニューラルネットワークを用いて、真の断層画像にできるだけ近い画像を非線形連続時間システムの初期値として与える方法を検討した。まず、人工的に生成した投影データと断層画像を用い、投影データを入力、真の断層画像を出力として、それら入出力関係を深層ニューラルネットワークに学習させた。次に、構築した深層ニューラルネットワークによって生成された断層画像を非線形連続時間システムの初期値に設定することによ

て、再構成時間が短縮される可能性を検証した[6]。

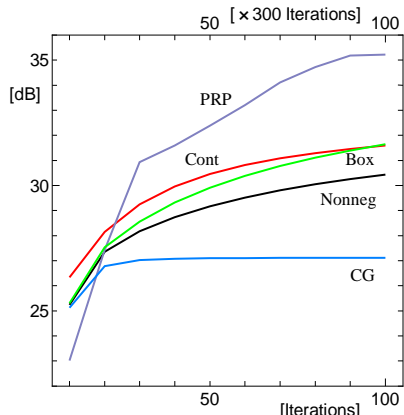


図 1 再構成画像の品質

るが、依然として連続法よりも劣っている。境界値拘束を与えることにより、連続法よりも優れた品質の画像を得ることができた。非線形共役勾配法では、境界値拘束が与えられ、Polak-Ribière-Polyk 法が用いられている。この方法では大域的収束性が保証されており、かつ、最も良好な再構成画像の品質が得られている。また、良く知られている Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS)法は収束しなかった。

表 1 に各方法の計算時間の比較を示す。計測には Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2630 v4 (2.20GHz) を 2 台搭載したワークステーションを用い、MATLAB R2017b を用いた。ここで、計算には 20 スレッドが考慮された。3 種類の共役勾配法は同等であり、連続法よりも 340 倍高速であることが分かる。これは図 1 より、オイラー法の反復回数が共役勾配法の反復回数よりも 300 倍であることに相当している。また、非線形共役勾配法は、境界値拘束をもつ共役勾配法の反復 100 回の精度を 40 回の反復で達成している。この計算時間は 25 秒程度であり、収束性を保証するために 5 倍程度の計算時間が必要となることが分かる。

表 2 に、境界拘束をもった共役勾配法の CPU と GPU での実装の比較を示す。GPU は NVIDIA TITAN Xp (1.58GHz) を用いており、3840 コアで並列演算が可能である。実装には CUDA9.1 を用いた。また、CPU では倍精度演算を用い、GPU では単精度演算を用いた。表 2 より、GPU の単精度演算を用いても画像再構成の品質に問題とはならないことが分かる。文献[3]では、2 種類の CGNE 法を提案しており、CGNE 法の方が CGNR 法よりも僅かに画像の品質が優れていることが分かる。また、計算時間に関しては、GPU を用いることによって CPU のみを用いるよりも約 9 倍高速である。

表 1 計算時間の比較

Cont	CG	Nonneg	Box	PRP
1874 s	5.50 s	5.59 s	5.59 s	63.83 s

表 2 境界拘束をもった共役勾配法の CPU と GPU 上での実装の比較

	CGNR		CGNE1		CGNE2	
CPU	36.87 dB	55.71 s	37.56 dB	56.33 s	37.44 dB	54.79 s
GPU	36.79 dB	6.54 s	37.56 dB	6.65 s	37.43 s	6.11 s

(2)連続法を、マルチ GPU を用いて実装した結果を示す。例題は(1)と同様であり、1,000 ステップ実行した。GPU は NVIDIA Quadro P6000 を用い、3840 コアで並列演算が可能である。これは、(2)で用いた TITAN よりも上位の機種である。この GPU では GPU GPU 間の演算が CPU を介するよりも 2 倍高速であると言われている。表 3 に計算時間の比較を示す。ここで、UVA を用いる場合と UVA を用いない場合を比較している。UVA を用いない場合には、GPU 間の通信は CPU を介して行なっている[5]。一方、UVA を用いる場合にはメモリは一括に管理されており、通信を意識することはない。表 2 より、2 つの GPU を用いることで約 3.5 倍高速になっている。これは演算における行列を 2 分割した効果と考えられる。しかしながら、4 つの GPU を用いても、演算は高速になっておらず、行列の分割の効果が通信量の増加によって相殺されてしまっている。また、UVA を用いた方が僅かに高速になっていることが分かる。UVA を用いる以外にも GPU 間の通信方法が知られており、それらを用いた場合についても評価する必要がある。

4. 研究成果

(1)MATLAB の Phantom 画像を用いて、連続法及び共役勾配法を用いた画像再構成を行った。ここで、原画像のサイズは 256×256 ピクセル(x,y の次元を 65,536)とし、ラドン関数によって 367 個の検出器を仮定した。投影角度の範囲は [0, 180) 度、投影方向の数を 100 に設定した。それゆえ、行列 A は、36,700×65,536 のサイズである。図 1 に、各アルゴリズムの反復回数に依存した再構成画像の品質を示す。ここで、連続法(Cont)、拘束なしの共役勾配法(CG)、非負値の拘束を与えた場合(Nonneg)、境界値拘束を与えた場合(Box)、境界拘束をもつ非線形共役勾配法(PRP)である。連続法の場合には数値積分法の時間刻みを 10^{-5} とした。これ以上大きな時間刻み幅を用いた場合には、前進オイラー法は発散した。図 1 では、連続法の反復回数のみ上軸に示している。拘束を与えない場合には品質は良好でないことから、単純な最小二乗法では良好な解を得ることができないことが分かる。非負値の拘束を与えると画像の品質は向上する

表3 マルチ GPU を用いた場合の計算時間の比較

UVA なし			UVA あり	
1GPU	2GPUs	4GPUs	2GPUs	4GPUs
19,711 ms	6,066 ms	6,803 ms	5,688 ms	6,346 ms

(3)MATLAB の phantom 関数によって生成されるファントム画像における、画像強度、楕円の位置、大きさ、及び傾きのパラメータをランダムに変更することにより 100 種類の断層画像(64×64 画素)を作成し、それら断層画像から代数演算により投影データ(95×90 要素のサイノグラム)を作成した。なお、敵対的生成ネットワークを利用した臨床 CT 画像の類似画像(学習用データ)の大量生成法については検討中である。

深層ニューラルネットワークは図2に示すとおり、前段に自己符号化器、その後段に階層型ニューラルネットワークを配置した構造となっている。前述の 100 種類の投影データを自己符号化器に学習させることで、8,550 次元のデータを 900 次元に縮約する。次に、900 ノードからなる自己符号化器出力値を階層型ニューラルネットワークへ入力し、断層画像に似た画像が出力されるようになるまで階層型ニューラルネットワークを学習させる。これら前段部と後段部を別々に学習させることにより、図3に例示するとおり、入力された投影データに対応する教師画像に似た画像が得られる。

最後に、この深層ニューラルネットワークの出力画像を非線形連続時間システムの初期値として与えることにより、画像再構成時間の短縮がどの程度期待できるかについて検討した。非線形連続時間システムのすべての初期値を 0.1 に設定し、ユークリッドノルムで定義した真の画像と再構成画像との誤差が 0.1 未満になることを数値積分の終了条件とした。この終了条件に基づけば、非線形連続時間システムのみでは約 1,000 秒もの再構成時間が必要となるが、深層ニューラルネットワークを併用することにより、最大で 620 秒程度の再構成時間短縮が実現可能となった[6]。なお、この深層ニューラルネットワーク併用による時間短縮は、共役勾配法や前進オイラー法による離散的手法にも適用できることを付記しておく。

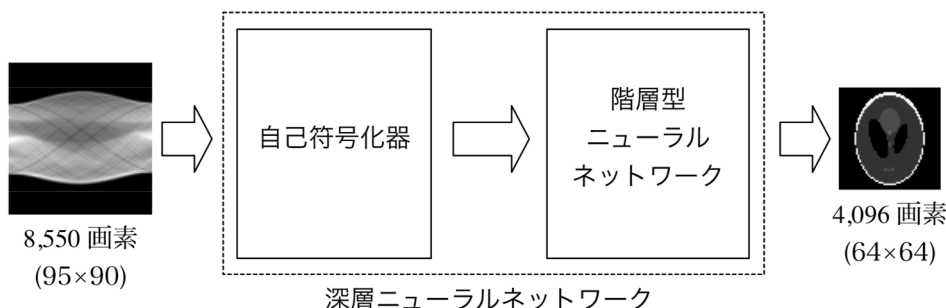


図2 深層ニューラルネットワークの構造



図3 学習後の例

< 引用文献 >

- [1]. H. Kohno, Y. Tanji, K. Fujimoto, and N. Takahashi, "Image Reconstruction for Computed Tomography by Nonnegative Matrix Factorization," Proc. 2017 Taiwan and Japan Conference on Circuits and Systems, Aug. 2017.
- [2]. H. Kohno, Y. Tanji, K. Fujimoto, H. Kitajima, Y. Horikawa and N. Takahashi, "Reconstruction of CT Images Using Iterative Least-Squares Methods with Nonnegative Constraint," Journal of Signal Processing, vol.23, no.2, pp.41-48, 2019.
- [3]. 松岡和憲, 丹治裕一, 藤本憲市, 北島博之, 堀川 洋, 共役勾配法を用いた CT 画像再構成の GPU 上への実装, 電子情報通信学会技術研究報告, vol.119, no.209, pp.5-9, 2019.
- [4]. W. Cheng and D. Li, "An Active Set Modified Polak-Ribière-Polyk Method for Large-Scale Nonlinear Bound Constrained Optimization," J. Optim. Theory Apply., vol. 155, pp. 1084-1094,

2012.

- [5]. 植村大地, 丹治裕一, 藤本憲市, 北島博之, 堀川 洋, 非線形動力学システムに基づく CT 画像再構成におけるマルチ GPU を用いた高速化, 電子情報通信学会技術研究報告, vol.120, no.26, pp.35-38, 2020.
- [6]. 藤本憲市, 丹治裕一, 北島博之, 堀川 洋, 動的 CT 画像再構成システムの初期値生成のための深層ニューラルネットワークの構築, 電子情報通信学会技術研究報告, vol.118, no.174, pp.21-24, 2018.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計5件（うち査読付論文 5件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 1件）

1. 著者名 Kohno Hiromasa, Tanji Yuichi, Fujimoto Ken'ichi, Kitajima Hiroyuki, Horikawa Yo, Takahashi Norikazu	4. 巻 23
2. 論文標題 Reconstruction of CT Images Using Iterative Least-Squares Methods with Nonnegative Constraint	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Journal of Signal Processing	6. 最初と最後の頁 41~48
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.2299/jsp.23.41	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

1. 著者名 S. Shimada and H. Kitajima	4. 巻 8
2. 論文標題 Development of nonlinear analysis tools on FPGA	5. 発行年 2017年
3. 雑誌名 Nonlinear Theory and Its Applications, IEICE	6. 最初と最後の頁 173--179
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1587/nolta.8.173	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計21件（うち招待講演 0件/うち国際学会 14件）

1. 発表者名 H. Kohno, Y. Tanji, K. Fujimoto, H. Kitajima, Y. Horikawa, and N. Takahashi
2. 発表標題 Reconstruction of CT Images by Iterative Least Squares Methods with Nonnegative Constraint
3. 学会等名 2018 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications（国際学会）
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 Ken'ichi Fujimoto
2. 発表標題 Discrete-time image-reconstruction system with total variation regularization for computed tomography
3. 学会等名 2018 World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering (WC2018)（国際学会）
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 河野紘正, 丹治裕一, 藤本憲市, 北島博之, 堀川洋, 高橋規一
2. 発表標題 非負値拘束を有する反復最小2乗法によるCT画像の再構成
3. 学会等名 電子情報通信学会 非線形問題研究会
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 H. Kohno, Y. Tanji, K. Fujimoto, H. Kitajima, Y. Horikawa
2. 発表標題 Comparison of CT Image Reconstructions Using Nonnegative Matrix Factorizations
3. 学会等名 IEEE CASS Shanghai and Shikoku Chapters Joint Workshop on Circuits and Systems (SSJW'18) (国際学会)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 K. Matsuoka, H. Kohno, Y. Tanji, K. Fujimoto, H. Kitajima and Y. Horikawa
2. 発表標題 Comparison of CGNE and CGNR for CT Image Reconstruction
3. 学会等名 IEEE CASS Shanghai and Shikoku Chapters Joint Workshop on Circuits and Systems (SSJW'18) (国際学会)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 K. Matsuoka, Y. Tanji, K. Fujimoto, H. Kitajima, and Y. Horikawa
2. 発表標題 Nonnegative Constrained CGNR and CGNE Methods for CT Image Reconstruction
3. 学会等名 IEEE Workshop on Nonlinear Circuit Networks
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 藤本 恵市
2. 発表標題 深層ニューラルネットワークの応用事例-CT画像再構成ほか
3. 学会等名 医療放射線技術研究会「機械学習・AI・ディープラーニング研究の多様性と医用への応用」
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 藤本 恵市, 丹治 裕一, 北島 博之, 堀川 洋
2. 発表標題 動的CT画像再構成システムの初期値生成のための深層ニューラルネットワークの構築
3. 学会等名 電子情報通信学会 非線形問題研究会
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 河野紘正, 丹治裕一, 藤本恵市
2. 発表標題 非線形ダイナミクスを用いた高精度CT画像の再生法の改良
3. 学会等名 電子情報通信学会非線形問題研究会
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 河野紘正, 丹治裕一, 藤本恵市
2. 発表標題 ADI法を用いた高精度CT画像の再生
3. 学会等名 電子情報通信学会NOLTAソサエティ大会
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 H. Kohno, Y. Tanji, K. Fujimoto, and N. Takahashi
2. 発表標題 Image Reconstruction for Computed Tomography by Nonnegative Matrix Factorization
3. 学会等名 2017 Taiwan and Japan Conference on Circuits and Systems (国際学会)
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 河野紘正, 丹治裕一, 藤本憲市, 高橋 規一
2. 発表標題 非負値行列因子分解を用いたCT画像の再構成
3. 学会等名 電子情報通信学会非線形問題研究会
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 H. Kohno, Y. Tanji, K. Fujimoto
2. 発表標題 Improvement of High-Accuracy CT Image Reconstruction Using Nonlinear Dynamics
3. 学会等名 2017 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications (国際学会)
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 K. Fujimoto
2. 発表標題 Discrete-time image-reconstruction system with total variation regularization for computed tomography
3. 学会等名 World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering (国際学会)
4. 発表年 2018年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

CT画像再構成の高速化
<http://chaos.eng.kagawa-u.ac.jp/nonline/research.html>

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究 分担者	丹治 裕一 (Tanji Yuichi) (10306988)	香川大学・創造工学部・教授 (16201)	
研究 分担者	北島 博之 (Kitajima Hiroyuki) (90314905)	香川大学・創造工学部・教授 (16201)	
研究 分担者	藤本 憲市 (Fujimoto Ken'ichi) (20300626)	香川大学・創造工学部・准教授 (16201)	