フーリエスペクトル特性を考慮した進化型多目的最適化 による少数投影CTの再構成

長舟 和馬¹ 渡邉 真也^{2,a)} 塩谷 浩之²

受付日 2014年8月28日,再受付日 2014年10月18日, 採録日 2014年12月24日

概要:投影方向の限定された状況下におけるコンピュータ断層撮影(Computed Tomography, CT)は、 一般に少数投影 CT と呼ばれ、代表的な逆問題の1つとして広く知られている.本論文では、この問題を 多目的最適化問題として定式化し、GS アルゴリズム(Gerchberg-Saxton algorithm)と進化型多目的最 適化手法(Evolutionary Multi-criterion Optimization, EMO)を組み合わせた手法による解決を試みた. 提案手法では、一般的な EMO で用いられる遺伝的操作ではなく、本問題の特徴を考慮した独自の遺伝 的操作を考案、実装し、より高い探索性能の実現を試みている.提案手法に有効性を検証するため、複雑 度の異なる 2 種類の画像を対象にフィルタ逆投影法(Filtered Back Projection method, FBP method), Egiazarian らの提案する手法(Recursive Spatially Adaptive Filtering, RSAF)との比較実験を行った. 数値実験より、複雑度の高い画像に対する提案手法の優位性を確認することができた.

キーワード:進化型多目的最適化,少数投影 CT, GS アルゴリズム

An Image Reconstruction Method for Sparse CT Based on Evolutionary Multi-criterion Optimization Method Considering the Characteristics of Fourier Spectrum

Kazuma Nagafune¹ Shinya Watanabe^{2,a)} Hiroyuki Shioya²

Received: August 28, 2014, Revised: October 18, 2014, Accepted: December 24, 2014

Abstract: Sparse angular computed tomography (CT) reconstruction is called sparse CT, and is widely known as a kind of inverse problem. In this paper, sparse CT was formulated as two-objective optimization problem and a new method based on the Gerchberg-Saxton algorithm (GS algorithm) and evolutionary multi-criterion optimization (EMO) was proposed for this problem. In our method, original GA operators considering the characteristics of Fourier spectrum was used to achieve high search ability. In order to investigate the characteristics and effectiveness of the proposed method, some experiments based on comparisons with filtered back-projection (FBP) method and utilizing recursive spatially adaptive filtering (RSAF) method were performed for two figure examples having different complexity. The results of this experiments clarified that the proposed method can estimate more accurate solutions in the case of complex figure.

Keywords: evolutionary multi-criterion optimization, sparse CT, GS algorithm

 室蘭工業大学大学院情報電子工学系専攻 Graduate School of Information and Electronic Engineering, Muroran Institute of Technology, Muroran, Hokkaido 050-8585, Japan
 室蘭工業大学大学院しくみ情報系領域

College of Information and Systems, Muroran Institute of Technology, Muroran, Hokkaido 050–8585, Japan

^{a)} sin@csse.muroran-it.ac.jp

1. はじめに

障害物などの存在により投影方向が限定された環境下 におけるコンピュータ断層撮影(Computed Tomography, CT)[1]による画像再構成は,一般に少数投影CTと呼ば れ代表的な逆問題の1つとして数多くの研究が試みられて いる[2],[3],[4],[5],[6].少数投影CTでは,再構成に必要 な情報が大幅に欠損しているため欠損情報を適切な形で補 完する必要があり、少数方向からの観測情報や物体の存在 位置といった情報を手がかりに断面画像の推定を行う必要 がある.

再構成に必要な情報量は断面画像の大きさに比例し,一 般に欠損情報の割合がごく限られている場合を除き,与え られている観測情報,拘束条件から解を一意に求めること は事実上不可能であり,正確な断面画像(解)を推定する ためには複数の良質な推定画像(解候補)の導出が必要と なる.

この少数投影 CT に対しこれまで, フィルタ逆投影法 (Filtered Back Projection method, FBP method) [1], ニュー ラルネットワークを用いた手法 [3], [4], 空間適応フィルタの 反復適用による再構成 (Recursive Spatially Adaptive Filtering, RSAF) [5] など,様々な手法が提案されている [6]. FBP 法は一般的な CT でも広く利用されており [1], [7], [8], 観測情報を逆空間に投影,フィルタリングにより観測情報 を最大限利用して断面画像の再構成を行う手法である.ま た,ニューラルネットを用いた手法では観測情報を教師信 号として学習し,欠損情報の推定・補完を行っており,空 間適応フィルタを利用した RSAF では実空間画像におい てブロックマッチング法に基づく欠損情報の補完を試みて いる.

しかしながら,これらの手法では観測データにノイズが 含まれる場合に適切に十分に対応できない,得られる解候 補が1つしかないなどの問題点があり,少数投影 CT にお ける標準的な手法はいまだ確立されていないのが現状で ある.

そこで、本論文ではこの少数投影 CT に対して、進化型多 目的最適化手法(Evolutionary Multi-criterion Optimization, EMO) [9] の枠組みに基づく新たな画像再構成手法の 提案を行い、欠損割合の多い場合での良質な推定画像導出 を試みた.これは、拘束条件は実空間と逆空間の2つの空 間それぞれに存在しそれに基づく評価指標も両空間ごとに 分けて扱うべきと考えたためである.

これまで,進化計算を少数投影 CT の欠損情報推定に利 用した前例はない.これは,少数投影 CT における未知パ ラメータの膨大さに大きく起因しているものと思われる が,本研究では位相回復の分野で広く利用されている GS アルゴリズム (Gerchberg-Saxton algorithm) [10], [11] を 局所探索手法として組み込むことによりその問題の解決を 試みた.そのほか,交叉,突然変異,選択といった EMO における遺伝的操作に関しても少数投影 CT に特化したメ カニズムをそれぞれ考案,実装することでさらなる探索の 効率化を試みた.

本論文の構成を述べる.まず2章において CT の原理, 少数投影 CT について取り扱い,3章では少数投影 CT に 対する先行研究を紹介する.4章において本論文で提案す る進化型多目的最適化手法を用いた手法とそのメカニズム について詳細に説明する.そのうえで,提案手法の有効性 を検証するための数値実験を5章で示し,最後にまとめを 述べる.

CT の原理と少数投影 CT

本章では一般的な CT の原理,および本論文で対象としている少数投影 CT について説明を行う.

2.1 CT の基本原理

CTでは図1(a)に示すように、ある方向での投影から 透過量を計測、すべての方向からの透過量を獲得すること で、断面画像の再構成を可能にしている[1].すべての方 向からの透過量を計測することで物体の断面における吸 収値を算出することができ、物体の吸収分布を投影デー タ(Projection Data)と呼ぶ、実際にある方向からの投影 データを獲得する場合、投影線(Projection Line)が通過 する pixel にどの程度の割合が通過しているか考慮しなけ ればならない[7].その算出方法には最近傍法やそれを発 展させた線形補間法など、投影線(幅1 pixel)で区切られ る面積によって求める方法などがある[7]*1.

一般的な CT では投影データから断面画像を再構成する 手法が複数提案されている [1]. 代表的な例として再構成に 計算機を必要としない単純重ね合わせ法,初期の CT で用 いられていた代数的再構成法 (Algevraic Reconstruction Technique, ART) [12],フーリエ変換を利用した解析的 手法であるフィルタ逆投影法 (Filtered Back Projection method, FBP method),逐次近似手法でありノイズ耐性 のある EM (Expectation Maximization)アルゴリズム, その発展形である ML-EM 法,OS-EM 法,などがあげら れる.本論文では少数投影 CT において最も適用例の多い FBP 法 [1], [7], [8] を採り上げ,その概要を 3.1 節に示す. 上述のとおり FBP 法ではフーリエ変換を用いており,



- 図 1 (a) 物体関数 *f*(*x*, *y*) と投影 *h*(*r*, *θ*) の関係, (b) 逆空間におけ る角度 *θ* での投影断面
- Fig. 1 (a) The relationship between material f(x, y) and projection $h(r, \theta)$, (b) θ -angled section in inverse domain.

^{*1} 本論文では最後に述べた投影線(幅1pixel)で区切られる面積に よって求める方法を採用している.

ある方向からの投影データを逆空間の対応する角度に挿入 することで再構成を可能にしている.ここで, (x,y)座標 で表現される実空間をS, (μ,ν) 座標で表現される逆空間 をKとおき,実空間上の物体関数の吸収分布をf(x,y)と すると,fのコントラストから物体内部の構造が得られる ため,f(x,y)を物体関数として同一視することができる.

ある角度 θ での投影による射影像の1次元フーリエ変換 は、実像の2次元フーリエ変換における角度方向に相当す る.すべての角度からの投影像が実像のフーリエ変換に相 当するため、逆フーリエ変換によって実像を再構成するこ とが可能となる.

(x, y)座標系を角度 θ 回転させた座標系を (r, s) とする とき, f(x, y)の角度 θ の投影データ $h(r, \theta)$ は以下の式 (1) で与えられる.

$$h(r,\theta) = \int_{\mathbf{R}} f(r\cos\theta - s\sin\theta, r\sin\theta + s\cos\theta) ds \quad (1)$$

光源が平行に物体に照射されるものと想定すると、射影 像において対称性 $(h(r, \theta) = h(-r, \theta + \pi))$ が成り立つ. 図 1 (a), (b) に,投影 $h(r, \theta)$ と物体関数 f(x, y) のフーリ 工変換との対応関係を示す.

2.2 少数投影 CT

通常の CT ではすべての θ について透過量を求めるのに 対して、少数投影 CT は鉛などの遮蔽物により観測が不可 能、対象物が土砂に埋もれているなどで観測装置が設置で きないといった理由により、すべての θ の透過量を計測で きない事象を対象としている.たとえば、投影方向が N 方 向に限定されていたとすると実像のフーリエ変換が逆空間 において不完全に与えられており、そのような限定された 情報から f(x,y) を求めることに相当する.

少数投影 CT に対する方向の限定程度については,先行 研究において統一されておらず,「少数」がどの程度の方向 限定を指すのかについてを明確に定義することは難しい. そのため,ここでは投影方向が限定されるすべての場合を 広く少数投影 CT として定義し扱う.

少数投影 CT はいわゆる不完全問題の1種であり,解を 一意に求めることは困難である.また,投影方向数が同一 の場合,画像の解像度に比例して欠損情報量も増加するた め正確な推定はさらに困難となる.

3. 少数投影 CT に対する先行研究

ここでは,一般的な CT および少数投影 CT に関する主 な既存手法について概説する.

3.1 フィルタ逆投影法

フィルタ逆投影法 (Filtered Back Projection method, FBP method) は,一般的な CT に対しても広く用いられ る代表的な再構成手法の 1 つである [1], [7], [8]. FBP 法の



Fig. 2 The principle of FBP method.

概念図を図2に示し、具体的な手順を以下に示す.

Step 1 光源から照射し投影データを取得

- Step 2 得られた投影データを1次元フーリエ変換し, 2次元逆空間の対応する投影角度方向に挿入
- Step 3 逆空間でのフィルタリングを実行
- Step 4 投影角度ごとに1次元フーリエ逆変換
- **Step 5** 逆変換された情報をもとに物体の分布関数を再 構成

ここで,光源の透過による角度方向の射影像の1次元 フーリエ変換は,実像の2次元フーリエ変換における角度 方向分に相当する.すべての角度の投影像をもとに実像の フーリエ変換が得られ,その逆フーリエ変換によって実像 が再構成される.

3.2 ニューラルネットワークによる少数投影 CT 再構成

ニューラルネットワークを用いた応用はいくつか試みら れており [3], [4], データの欠損割合が限られている場合に おいて良質な画像再構成に成功している*2.これらの手法 では,少数方向からの投影データ(観測データ)を教師信 号としてニューラルネットワーク学習を行っており,欠損 情報を推定・補完することで,少数投影 CT での再構成を 可能としている.

3.3 空間適応フィルタの反復適応による再構成

観測対象の信号のスパース性や圧縮可能性の仮定のもと でその少数データだけから観測信号を復元するための技術 は、Compressed Sensing(もしくは Compressive Sampling) と呼ばれ、広く研究が行われている[5]. この分野において、 少数投影からの復元問題は Total Variation (TV)[13]をは じめとする L1 最小化問題や Sparseness を生かした画像修 復方式としてとらえられており、いくつかの方法が試されて いる.本論文では、その中から空間適応フィルタの反復適

^{*2} 馬らの提案する手法 [3] では 600~900 方向での投影, 寺西らの 手法 [4] では 128 方向での投影から再構成を行うことに成功して いる.

用により推定画像の修復と更新を実現する Egiazarian らの 提案する手法 [14] (Recursive Spatially Adaptive Filtering, RSAF) を採り上げ提案手法との比較実験を行った.

4. 進化型多目的最適化手法に基づく少数投影 CT 再構成

本論文では少数投影 CT に対し,進化型多目的最適化手法(Evolutionary Multi-criterion Optimization, EMO)と GS アルゴリズム(Gerchberg-Saxton algorithm)[10],[11] を組み合わせた新たな再構成手法を提案する.さらに,本 提案手法では EMO で行われる遺伝的操作についても本問 題に適した交叉手法と突然変異手法,また多様性の維持を 考慮した環境選択手法を考案し実装した.

少数投影 CT はいわゆる不完全問題の1種であり,与え られた観測情報,および拘束条件から解を一意に求めるこ とができない.また,実空間と逆空間の2つの空間から問 題が成立しており,それぞれの空間において拘束条件を有 している.

このような特徴を持つ少数投影 CT に対して,多点に基 づく反復改善手法であり,複数の評価基準を同時に評価可 能な EMO が有効であると考えている.また,フーリエ反 復法として位相回復の分野で利用されている [15] GS アル ゴリズムを局所探索手法として組み込むことにより,両空 間での拘束条件適用を通じた効率の良い欠損情報の推定を 試みている.以下,EMO を適用する利点,アルゴリズム の流れ,評価基準,GS アルゴリズム,遺伝的操作につい て説明する.

4.1 進化型多目的最適化手法を適用する利点

少数投影 CT が困難とされている点は,以下の2点で ある.

- (1) 推定対象となるパラメータの数が断面画像の解像度に 比例し膨大である。
- (2) 不完全問題のため解の一意性が保証されない.

上記の特徴を持つ問題に対し,3章で述べた先行研究が 行われているが,

- FBP 法では欠損情報の補完を行っていないため投影 方向が少数の場合,鮮明な像を得ることが不可能,
- ニューラルネットを用いた手法では学習の失敗時には
 実際とはまったく異なる断面画像が生成されるうえ、
 欠損割合が多い場合適切な断面画像の推定が困難、
- RSAF は隣接する pixel が大きく異るような複雑な画 像では再構成が困難,
- いずれの先行手法も1試行につき1枚の推定画像しか 得られず,不完全問題の解候補としては不十分,

という問題点がある.

本論文では、上記の問題に対し EMO の枠組みに GS ア ルゴリズムを組み込んだ画像再構成手法を提案する.本提



図 3 EMO に基づく少数投影 CT のフローチャート



案手法に期待される主な利点を以下に示す.

- 多点探索により一度の試行で複数の解候補を導出可能.
- 複数の評価指標を同時に考慮可能.
- ブロックマッチング法のように実画像情報を利用せず
 に逆空間における欠損情報を直接推定.

本論文では少数投影 CT の再構成を2目的最適化問題と 定義し, EMO アルゴリズムの1種である実数値型 NSGA-II [16] に GS アルゴリズムを組み込み, 欠損情報の推定を 行っている.提案手法の詳細, GS アルゴリズム,および 遺伝的操作については次節以降で述べる.

4.2 アルゴリズムの流れ

本提案手法は EMO の枠組みに GS アルゴリズムを組み 込んだものとなっており,図3に示すような流れに基づい ている.

提案手法における主な流れを以下に示す.

- **Step 1** EMO の各種パラメータの初期化と初期個体・ 母集団の生成.
- Step 2 個体の適合度を評価.
- Step 3 EMO による探索.
- Step 4 各個体に対する GS アルゴリズムの適用.
- Step 5 終了条件判定 (条件を満たしている場合は終了, それ以外は Step 2 へ).

初めに, Step 1 において EMO の初期化が行われる.本 論文では設計パラメータとして少数投影 CT の逆空間情報



(逆空間での複素数値)を用いており,逆空間での既知情報 は観測情報,欠損情報は乱数により初期化される. Step 2 では,4.5節で詳細を示す評価基準に基づき各個体の適合度 求め,Step 4 において,各個体にGSアルゴリズムを適用 する.GSアルゴリズムの詳細については4.3節で述べる が,実空間と逆空間の拘束条件を交互に適用することによ り,パラメータ更新を実現している.終了条件を満たすま で Step 2–5を繰り返し,推定解の質の向上を試みている.

4.3 GS アルゴリズム

本提案手法では EMO による探索過程の中に, GS アル ゴリズム (Gerchberg-Saxton algorithm) [10] を組み込んで いる. 少数投影 CT における膨大なパラメータの更新は実 質的に GS アルゴリズムにより行われており, EMO は良 質な解候補を保持するための枠組みとして利用している. GS アルゴリズム [10] は Gerchberg と Saxton によって考 案された手法であり,実空間と逆空間の情報を利用する位 相回復問題において標準的な手法として広く利用され,そ の有用性が確立した [15] 手法であり,我々の位相回復に対 する研究においても, EMO に GS アルゴリズムを組み合 わせたアプローチの有用性が確認されている [17] ことから 提案手法における局所探索手法として採用した.

この手法は,模式的に表した図4のように実空間と逆空間を高速フーリエ変換により行き来しながら双方の空間で 拘束条件や既知情報の更新を行っており,提案手法においても以下のような手続きで処理が行われる.

- **Step 1** 逆空間の遺伝子 *F'* を逆変換し,実画像 ρ' を 計算.
- **Step 2** ρ' に実空間拘束条件を適用(物体の存在しない 領域を黒, すなわち0に置換), ρを計算.
- **Step 3** ρのフーリエ変換, F を計算.
- **Step 4** *F* に対し逆空間拘束条件を適用(観測で得られている *F*_{obs} に置換),新たな遺伝子 *F*'を導出.

なお、上記アルゴリズムの Step2 で適用される実空間拘 束条件は物体の存在しない領域(Outer Region)として対 象画像の外枠を指し、実空間における既知情報として扱わ れる.Outer Region の設定には様々な方法が考えられる



図 6 フーリエスペクトルの対称性 Fig. 6 Symmetric property of frequency spectrum.

 G_{3}

 G_{i}

 G_2

が、ここでは対象とする推定画像を拡大する形で(何も物 体が存在しない)外枠を追加する方法を想定する.

EMO アルゴリズム内に組み込んだ GS アルゴリズムに よる解の更新手順を図 5 に示す. GS アルゴリズムを適用 することで実空間,逆空間拘束条件が適用され,解更新も 行われるが適用前後の情報にズレが生じる.そのため,本 提案手法では更新による情報のズレを低減させるために,1 回の解更新につき複数回 GS アルゴリズムを適用している.

4.4 遺伝的操作

 G_{i}

本論文で対象としている少数投影 CT は,フーリエス ペクトルにおける未知パラメータの推定問題に帰着する. フーリエスペクトルは図 6 に示すように一定の対称性を 有することが知られているため,遺伝的操作においてこの 強度分布特性を陽に利用することによりさらなる探索効率 の向上を期待することができる.以下,本論文で新たに提 案する突然変異手法,交叉手法,環境選択それぞれの手法 について説明する.

4.4.1 フーリエスペクトルを活用した突然変異手法

提案する突然変異手法は図6にある対称性に基づき4



Fig. 7 The concept figure of mutation method.

分の1の領域ごとに画像を区分けし,各領域の類似性を 向上させる仕組みに基づいている(図7).具体的には,1 つの画像を図7に示す4領域に分割し,各領域に対して $G_i(x,y), G'_i(x,y) \{i = 1,2,3,4\}$ の重みづけを行い,それ らの重みづけ和の値により各領域を更新する.この突然変 異を利用することにより,4つの領域の類似性が向上し探 索する設計空間を疑似的に削減する効果が見込まれるた め,大幅な探索効率の向上を期待することができる.

具体的な更新式を式 (3) に示す.式中における ω_i は自身の領域の重みを表しており、 $\omega_j \{j = 1, 2, 3\}$ はそれ以外の領域の重みを表している.なお、 ω_i および $\omega_j \{j = 1, 2, 3\}$ は乱数により決定するものとする.

$$G'_{i}(x,y) = G_{i}(x,y)\omega_{i} + \sum_{j \in I \setminus \{i\}} G_{j}(x,y)\omega_{j}$$

$$\tag{2}$$

$$s.t. \quad 0.5 \le \omega_i < 1.0 \tag{3}$$

s.t.
$$\omega_j + \sum_{j \in I \setminus \{i\}} \omega_j = 1.0$$
 (4)

4.4.2 フーリエスペクトルを活用した交叉手法

本手法に求められる重要な要素の1つは,探索を効率的 に進めるために精度の高い子個体を生成することである. そのため,ここでは2つの親から2つの子を生成する典型 的な交叉手法ではなく,複数の親から多様な情報を組み込 んだ優秀な子を生成する多親交叉を採用した.

ここでは,4.4.1 項における突然変異手法と同様に逆空 間領域における強い類似性を考慮した交叉方法を考案,実 装した.本交叉手法の概念図を図8に示す.

まず選択した複数の親個体に対して,突然変異手法の場 合と同様に4分の1の領域ごとに分割し,各親の重みづけ 和を求める.ここでは各領域のごとに異なる重みづけを行 い,親ごとの同じ領域に着目して重みづけ和を求める.ま た,交叉率を1.0と設定していることから全個体がそれぞ れベースとなる個体を生成するため,その重みづけはベー スとなる親が重く設定され,他の親は軽い重みがつけられ る.たとえば親A,B,CからA'を生成する場合の重みは 親Aに関して重い重みを設け,他の親は余剰分を不均一に 分配する.





図8 交叉手法の概念図 Fig. 8 The concept figure of crossover method.

加算を行ったものを新たな子個体の分割領域として扱っている.図8に示すように,子個体は各領域ごとに重みづけ和された各親の分割領域を合算する形で算出される.この操作を生成する子供の数だけ繰り返すことにより,多親からの必要な子個体の生成を実現している.

4.4.3 多様性を保持する環境選択

本論文では、後述するように実空間・逆空間拘束条件に 対する違反量に基づく2目的最適化問題として少数投影 CTを定式化している.しかしながら、これらの違反量は 真の解に対してともにゼロとなる性質を持っており、両者 の間に明確なトレードオフの関係は存在しない.そのた め、通常の解の質(評価値の値)のみに基づく環境選択で はある特定の解に母集団が支配される危険性が高い.そこ で本論文では、解の多様性を重視した独自の環境選択を考 案、実装した.

具体的には、アーカイブ母集団 Aにおける世代間ギャッ プを $||\delta A||^{*3}$ 個だけにとどめることに加え、母集団から $||\delta A||$ を選択する際の基準にアーカイブ母集団からの既選 出個体との個体間距離を重視した評価基準を用いるなど徹 底してアーカイブ母集団の多様性が保持されるよう配慮し た選択手法を用いた.探索母集団 P から次世代アーカイブ 母集団へ格納する個体群 $P'(||P'|| = ||\delta A||)$ を選択する手 順を以下に示す.

- Step 1 P \ P' = R の個体に対して,式(5)で定義する 最良(最小)の評価値 F_iの個体を P' に代入, P から 削除
- Step 2 終了条件判定 (P' に含まれる個体数が ||δA|| に 到達したら終了,そうでなければ Step 1 へ戻る).

*³ ||δA|| はアーカイブ母集団 A 個体数の 10%と設定した.

^{*4} 複数の最良ランク個体が存在する場合にはスケーリングした各評価値の和が最小となる個体を最良個体として扱った.

$$F_i = \operatorname{Rank} + \sum_{\langle P' \rangle} S(d) \tag{5}$$

$$S(d) = |R|^{2\rho(d)} \tag{6}$$

$$\rho(d) = \frac{D_{\max} - d}{D_{\max}} \tag{7}$$

上式における *d* は 2 つの個体のマンハッタン距離を表し ており, *S*(*d*) は経験則に基づいて定義されたある種のシェ アリング関数である.ここでは,距離が近づくにつれて指 数的に値が増加するよう *S*(*d*) を設定した.

上記の手順から分かるように,既選出個体とのマンハッ タン距離がある程度離れた個体が選択されるような仕組み となっており,母集団 P'としては非類似の多様な個体が 選択されることとなる.

4.5 評価関数の設定

本論文では EMO アルゴリズムにおける評価関数を実空 間・逆空間拘束条件に対する違反量に基づき定義しており, 後述の4種類の評価関数を各空間ごとに合成することで2 目的最適化問題として定式化している.

本提案手法における設計パラメータは、逆空間における 各座標の複素値を用いている.たとえば実空間で32×32 px の解像度である場合、任意の像のフーリエ変換も32×32 px 上の複素数値関数となり、これが設計パラメータとなる. しかし、実際には数値の固定される既知領域も含まれてい るため、EMO アルゴリズムで求めるべき設計パラメータ 数(欠損情報領域)は全領域から既知領域を除いた部分と なる.

少数投影 CT では実空間, 逆空間の両空間を行き来する ことで断面画像を得ており,本論文における拘束条件も以 下のように両空間に存在する.

(i) 実空間上で物体がない領域(Outer Region)が既知 である.

すなわち, $D_{out} = \{(x,y)|f(x,y) = 0, (x,y) \in S\}$ が 与えられている. ただし, $D_{out} (\subset S)$ は連結領域と する (連結とは, 空でない 2 つの部分集合の和集合で 表すことのできない位相空間).

(ii) 実像のフーリエ変換の角度方向の直線上の複素数値 が既知である.

すなわち,逆空間の既知領域を J_{obs} ($\subset K$),真の実像 f(x,y)のフーリエ変換 $F_f(\mu,\nu)$ とすると,

$$F_{\rm obs}(\mu,\nu) = \begin{cases} F_f(\mu,\nu), & \text{if } (\mu,\nu) \in J_{\rm obs}, \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases}$$
(8)

と表現することができる.

以下,遺伝子 $G(\mu,\nu)$ について, $G(\mu,\nu) = F_{obs}(\mu,\nu)$ for $(\mu,\nu) \in J_{obs}$ が成り立ち,その逆フーリエ変換を g(x,y) と 表した場合の評価基準について示す.

本提案手法では,実空間における物体の存在しない領域 を Outer Region として設定しており,この Outer Region に関する違反量を式 (9) として定義した.

$$E_{\text{out}}(g) = \sum_{(x,y)\in D_{\text{out}}} |g(x,y)|.$$
(9)

上式は Outer Region 内に存在する振幅の合計を表して いる.

また, *D*_{out} において各 pixel 値は虚数ではないため, 実 数性に関する違反量として式 (10) を設定した.

$$E_{\text{image}}(g) = \sum_{(x,y)\notin D_{\text{out}}} |\text{Im}[g(x,y)]|.$$
(10)

Outer Region 外(物体が存在している領域)において非 負となることから,非負性に関する違反量を式(11)と設定 した.

$$E_{\rm pos}(g) = \sum_{(x,y)\notin D_{\rm out}, {\rm Re}[g(x,y)] < 0} |{\rm Re}[g(x,y)]|.$$
(11)

後述する GS アルゴリズムによる設計パラメータ(遺伝子)の更新による,逆空間値の差分に対する違反量として式(12)と設定した.

$$E_{\text{diff}}(G) = \sum_{(\mu,\nu)\in K} |\mathcal{G}_{\text{befor}}(\mu,\nu) - \mathcal{G}_{\text{after}}(\mu,\nu)|. \quad (12)$$

本論文では、上記の4種類の評価基準を各空間ごとに組 み合わせて目的関数とし、以下に示す2目的最適化問題と して少数投影 CT を定式化した.これは、少数投影 CT に おける拘束条件が実空間と逆空間の2つの空間それぞれに 存在し、それらに基づく評価は両空間ごとに分けて扱うべ きと考えたためである.一方、目的数の増加にともなう探 索の困難性を回避するためできるだけ少ない目的数で扱い たいという欲求もあり、2目的最適化問題として定式化を 行った.

$$f_1 = E_{\text{out}}(g) + E_{\text{image}}(g) + E_{\text{pos}}(g), \qquad (13)$$

$$f_2 = E_{\text{diff}}(G). \tag{14}$$

5. 数值実験

提案手法の有効性を検証するため,複雑度が異なる2種 類の画像に対して数値実験を行った.実験では,3.1節で 解説した FBP 法,3.3節で解説した RSAF との比較によ る優位性および計算時間の検証,および RSAF で得られた 結果を種データとして提案手法に用いた場合についての有 効性についても検証を行った.

事前の数値実験より,提案手法では最終世代の個体群を 平均化した結果の方が得られたいずれの最終個体よりも良 好であることが確認されており,本実験においても提案手 法により得られた解候補は最終世代の解候補を平均化した ものを用いている.ここでは,提案手法における解候補の 平均化の効果を含めた下記の5つの実験についての検証結



(a) Phantom

(b) Watch

図 9 2 種類の原画像 Fig. 9 2 kinds of original images.



Fig. 10 Original objects and image of outer region about 256×256 px.

果および分析について述べる.

- (1) 提案手法の最終世代の個体群を平均化した結果に関す る分析
- (2) 各対象問題に対する FBP 法, RSAF, 提案手法の結果の分析
- (3)提案手法の2目的関数値の推移に関する分析
- (4) 提案手法の初期個体群へ RSAF の結果を種データとし て含ませた分析
- (5) 計測時間に関する分析

5.1 対象問題の画像

使用した 2 枚の実験画像を図 9 に示す. 図 9 (a) の Phantom 画像は輝度の差が小さいため単純な画像の例として 採用し,図 9 (b)の Watch 画像は隣接する pixel どうしの 輝度の差が大きいため複雑な画像の例として採用した. 各 画像はいずれも 8 bit (256 階調グレースケール),解像度 256 × 256 px および 512 × 512 px である. 各 Outer Region の面積は物体の存在領域との面積比が約 1:1 となるように 設定したため,解像度 256 × 256 px における Outer Region は幅 38 pixels の外枠 (図 10), 512 × 512 px では幅 76 pixels の外枠 (図 11) とした.

5.2 実験設定

本実験で検証する FBP 法, RSAF, 提案手法の3手法の うち, RSAF, 提案手法の2手法は設定パラメータの設定 が要される.本節において RSAF, 提案手法の実験の設定



Fig. 11 Original objects and image of outer region about 512×512 px.

表 1	提案手法における設定パラメータ一覧
Table 1	Parameters of the proposed method.

Parameter name	Value
Number of population	100
Crossover rate	1.00
Mutation rate	0.05
Terminal generation	100
Archive size	90
# iterations of GS algorithm	25
Number of trials	30

を解説する.

5.2.1 RSAF の実験設定

本実験では,RSAF における各種設定パラメータは原則 として,http://www.cs.tut.fi/~foi/GCF-BM3D/において 配布されているアプリケーションにおいて推奨されている 値を使用した.主要設定パラメータのうち,反復回数につ いては設定範囲の上限値である 10万回を設定し,ブロッ クマッチング時に利用されるブロックサイズについては, 推奨値である 8×8 px を使用した.ただし,2つの対象画像 のうち,複雑度の高い Watch 画像についてのみブロック マッチングの効果を検証するため最小のブロックサイズで ある 1×1 px の場合についても実験を行った.

5.2.2 提案手法の実験設定

EMO アルゴリズムとして実数値型 NSGA-II (Nondominated Sorting Genetic Algorithm II) [16] を使用し, 突然変異手法,交叉手法および環境選択手法には,それぞ れ 4.4.1 項, 4.4.2 項, 4.4.3 項で示した手法を実装した. 提案手法における設定パラメーター覧を表 1 に示す.な お,表 1 中の Mutation rate は個体群の総数に対して突 然変異を適用する割合を示しており, # iterations of GS algorithm は 1 回の局所探索における GS アルゴリズムの 適用回数を示している.

また,問題設定における投影方向としては,256×256 px 画像に対しては4,8,16,32,128 方向の5つの場合につ いて実験を行い,512×512 px 画像に対しては8,32,128 方向の3つの場合について実験を行った.4方向(0°,45°, 90°,135°)の場合における投影情報の例を図12に示す*⁵.



図 **12** 既知情報のイメージ図





ここでは,原画像をフーリエ変換し,投影方向に該当する 部位のみを既知(観測データ),それ以外の部分については 未知として扱った.たとえば1辺が256 pixelsの正方形の 画像の場合,扱うパラメータ数は256×256 = 65,536 画素 中の未知領域の部分となる.

5.3 評価基準

本論文では解像度 $M \times N$ の原画像 f と推定画像 g の異 なり具合を定量的に評価するため,推定した実画像の評価 として式 (16) に示す PSNR を設定した.本実験で算出す る PSNR は一般的に使用される PSNR と同じであり,最 大値 (式 (16) の MAX) は最大輝度 (今回はグレースケー ルのため 255) である.

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \{f(i,j) - g(i,j)\}^2,$$
(15)

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX^2}{MSE} \right).$$
(16)

5.4 実験結果

前述の5つの実験に関する結果および考察を項ごとに 示す.



- 図 14 Phantom 画像における個体群とその平均個体の PSNR 値, および個体群中の評価値が最低個体,最高個体,平均個体の 画像((a), (b))
- Fig. 14 The individuals and its averaged one's PSNR values and the averaged individual, minimum and maximum ones of evaluation value about Phantom image ((a), (b)).

5.4.1 提案手法の最終世代の個体群を平均化した結果に 関する分析

本論文では提案手法における最終的な解候補として,アー カイブ個体群すべての個体を設計変数空間において平均化 したものを用いた.これは,事前実験において平均化して 求めた解候補がそのどの個体よりも優良な個体であったた めである.

ここでは、そのことを確認するため、提案手法の最終世 代の個体群を平均化して求めた解候補と得られた解候補群 との比較について検証を行った. 解像度が 256×256 px の Phantom 画像に対する PSNR 値を図 14 に、同様に解像 度が 256×256 px の Watch 画像に対するものを図 15 に示 す. 両図は 30 試行における結果をボックスチャートの形 で示している. また、実際の推定画像からの検証として、 4 方向、32 方向からの投影による平均化個体と個体群の評 価値が最高値、最低値となった個体の実画像について比較 を行った. Phnatom 画像に関する結果を図 14 (a)、(b) に、 Watch 画像における結果を図 15 (a)、(b) に示す.

いずれの図からも分かるように, 平均化した個体の PSNR 値はその個体群に含まれるどの個体より明らかに優れてい る.この結果は,本対象問題との共通性が高い位相回復の 分野において明らかとなっている平均化による精度向上の



図 15 Watch 画像における個体群とその平均個体の PSNR 値,および個体群中の評価値が最低個体,最高個体,平均個体の画像((a), (b))

Fig. 15 The individuals and its averaged one's PSNR values and the averaged individual, minimum and maximum ones of evaluation value about Watch image ((a), (b)).

効果 [18] と類似しており,与えられた既知情報だけでは真 の解を正しく推定することができないという不完全問題の 特性によるものと推察される.平均化による細部のキャン セリングによる効果も影響しているものと思われるが,複 数の解候補の持つ情報を統合して扱うことで既知情報には ない推定のための手がかりを間接的ながら推定できる可能 性を示唆しているものと思われる.

上記の実験を含めたこれまでのすべての事前実験におい て,個体群の平均化の効果が認められたため,以後,提案 手法の最終的な解としてアーカイブ個体群のすべてを平均 化した個体を用いた.

5.4.2 各対象問題に対する FBP 法, RSAF, 提案手法の結果の分析

提案手法の有効性を検証するために,既存の FBP 法, RSAF との比較結果について考察する.以下,図 9 に示 した Phantom 画像と Watch 画像ごとに各手法の結果を分 析する.なお,本節以降における提案手法に関する結果は 30 試行のうち平均化した個体の PSNR 値が中央値となる 試行での結果である.

Phantom 画像に関する分析

Phantom 画像に対して得られた各手法の結果として, 解像 度が 256×256 px の結果のうち, FBP 法の結果を図 16 (a)~



図 16 Phantom 画像に関する FBP 法の結果(解像度: 256×256 px)

Fig. 16 FBP method's results about Phantom image (resolution: $256 \times 256 \text{ px}$).







図 16 (e) に, RSAF の結果を図 **17** (a)~図 17 (e) に, 提案 手法の結果を図 **18** (a)~図 18 (e) に示す.

加えて,解像度が 512×512 px の結果のうち,FBP 法の 結果を図 **19** (a)~図 19 (c) に,RSAF の結果を図 **20** (a)~ 図 20 (c) に,提案手法の結果を図 **21** (a)~図 21 (c) に示す.

また,**表 2** に解像度が 256×256 px の画像に関する各手 法の PSNR 値を示し,**表 3** に解像度が 512×512 px の画像 に関する各手法の PSNR 値を示す.なお,表中における太 字は 3 手法のうち最良の結果であることを意味している.

FBP 法と提案手法の結果を比較すると,256×256 px, 512×512 px それぞれのすべての場合において提案手法が 明らかに優れた結果を示していることが分かる.FBP 法 では欠損情報の推定を陽に用いていないため,この結果か ら提案手法における欠損情報の推定が,少なくとも何も情 報を推定しない場合に比べ正しく推定できていることが分



- 図 18 Phantom 画像に関する提案手法の結果(解像度: 256×256 px)
- Fig. 18 Proposed method's results about Phantom image (resolution: 256×256 px).





(a) 8 lines.

(b) 32 lines.



(c) 128 lines.

- 図 19 Phantom 画像に関する FBP 法の結果 (解像度: 512×512 px)
- Fig. 19 FBP method's results about Phantom image (resolution: 512×512 px).

かる.

また,256×256 px に関する RSAF との比較では,128 方 向の投影ほどであれば両手法ともに原画像にきわめて近 い結果が得られていることが分かり,表2の128 方向の PSNR 値を見ると提案手法のほうが優れていることが分か る.また,両手法にそこまで大きな差は認められないもの の,投影方向数が少ない場合においては RSAF の方が優れ た結果を示していることが分かる.これは,RSAF におけ る主な画像修正メカニズムとして利用されているブロック





(b) 32 lines.

(a) 8 lines.



(c) 128 lines.

図 20 Phantom 画像に関する RSAF の結果 (解像度:512×512 px) Fig. 20 RSAF's results about Phantom image (resolution: 512×512 px).





(a) 8 lines.

(b) 32 lines.



(c) 128 lines.

- 図 21 Phantom 画像に関する提案手法の結果(解像度: 512×512 px)
- Fig. 21 Proposed method's results about Phantom image (resolution: $512 \times 512 \text{ px}$).

マッチング法が比較的単純な画像に対して有効であるため と思われる.これは、512×512 px における結果も同様の 傾向が読み取れる.

これらの傾向は真の画像との誤差である表 2 に示した PSNR 値からも読み取ることができ, FBP 法は他の 2 手 表 2 Phantom 画像の PSNR 値(解像度:256×256 px) Table 2 Phantom image's PSNR values (resolution: 256×256 px).

Number of projection	Method	PSNR[dB]
4	FBP	12.589
	RSAF (block size: 8)	18.696
	Proposed method	17.809
	Proposed method	
	using RSAF's result	18.632
8	FBP	13.891
	RSAF (block size: 8)	21.073
	Proposed method	18.208
	Proposed method	
	using RSAF's result	18.777
16	FBP	14.082
	RSAF (block size: 8)	24.109
	Proposed method	19.676
	Proposed method	
	using RSAF's result	19.757
32	FBP	15.663
	RSAF (block size: 8)	24.215
	Proposed method	23.306
	Proposed method	
	using RSAF's result	23.350
128	FBP	10.535
	RSAF (block size: 8)	25.0143
	Proposed method	26.979

表 3 Phantom 画像の PSNR 値(解像度:512×512 px) Table 3 Phantom image's PSNR values (resolution: 512×512 px).

Number of projection	Method	PSNR
8	FBP	8.443
	RSAF (block size: 8)	19.478
	Proposed method	18.762
32	FBP	8.819
	RSAF (block size: 8)	23.792
	Proposed method	22.210
128	FBP	9.458
	RSAF (block size: 8)	28.229
	Proposed method	27.257

法に比べ大きく劣っている一方, RSAF は提案手法に比べ 相対的に優位な値を示していることが分かる.特に,8方 向,16方向の場合においては提案手法に対して明らかに優 位な PSNR 値を示していることが分かる.

Watch 画像に関する分析

Watch 画像に対する結果として, 解像度が 256×256 px の結果のうち, FBP 法の結果を図 22 (a)~図 22 (e) に, RSAF のブロックサイズが 8 の結果を図 23 (a)~図 23 (e) に, RSAF のブロックサイズが 1 の結果を図 24 (a)~ 図 24 (c) に, 提案手法の結果を図 25 (a)~図 25 (e) に示す.



図 22 Watch 画像に関する FBP 法の結果(解像度:256×256 px) Fig. 22 FBP method's results about Watch image (resolution: 256×256 px).



- 図 23 Watch 画家に関する RSAF の結果(アロックサイス. 8×8 px, 解像度:256×256 px)
- Fig. 23 RSAF's results about Watch image (block size: $8 \times 8 \text{ px}$, resolution: $256 \times 256 \text{ px}$).



- 図 24 Watch 画像に関する RSAF の結果(ブロックサイズ: 1×1 px, 解像度: 256×256 px)
- **Fig. 24** RSAF's results about Watch image (block size: 1×1 px, resolution: 256×256 px).

加えて解像度が512×512 px の結果のうち,FBP 法の結 果を図 26 (a)~図 26 (c) に,RSAF のブロックサイズが8 の結果を図 27 (a)~図 27 (c) に,RSAF のブロックサイ ズが1の結果を図 28 (a)~図 28 (c) に,提案手法の結果 図 29 (a)~図 29 (c) に示す.



図 25 Watch 画像に関する提案手法の結果(解像度: 256×256 px) Fig. 25 Proposed method's results about Watch image (resolution: 256×256 px).





(a) 8 lines.

(b) 32 lines.



(c) 128 lines.

図 26 Watch 画像に関する FBP 法の結果 (解像度: 512×512 px) Fig. 26 FBP method's results about Watch image (resolution: 512×512 px).

また,表4に解像度が256×256pxに関する各手法の PSNR 値を示し,表5 に解像度が512×512 px に関する各 手法の PSNR 値を示す.各表の提案手法に関する数値は 実験を行った 30 試行のうち、中央値を示している.

Phantom 画像の場合と同様, FBP 法の結果は他の2手 法に比べて大きく劣っていることが推定画像および PSNR 値から読み取ることができる.

一方, RSAF と提案手法の比較では, 解像度 256×256 px については 128 方向の投影を除きすべての場合の画像およ び PSNR 値において提案手法の方が良好な結果を示して いることが分かる.これは,RSAFにおける推定画像が一





(a) 8 lines.

(b) 32 lines.



(c) 128 lines.

- 図 27 Watch 画像に関する RSAF の結果(ブロックサイズ: 16×16 px, 解像度:512×512 px)
- Fig. 27 RSAF's results about Watch image (block size: 16×16 px, resolution: 512×512 px).





(a) 8 lines.

(b) 32 lines.



(c) 128 lines.

- 図 28 Watch 画像に関する RSAF の結果(ブロックサイズ: 1×1 px, 解像度:512×512 px)
- Fig. 28 RSAF's results about Watch image (block size: 1×1 px, resolution: 512×512 px).

部塗りつぶされたようになっているためであり、画像全体 を小領域(ブロック)として扱い画像修正を行うブロック マッチング法による影響である.ブロックマッチング法で は、本対象のように隣接する pixel の輝度が大きく異なる





(c) 128 lines.

図 29 Watch 画像に関する提案手法の結果 (解像度:512×512 px) Fig. 29 Proposed method's results about Watch image (resolution: 512×512 px).

表 4 Watch 画像に関する PSNR 値(解像度:256×256 px) Table 4 Watch image's PSNR values (resolution: 256×256 px).

Number of projection	Method	PSNR
4	FBP	8.629
	RSAF (block size: 8)	12.925
	Proposed method	14.001
	Proposed method	
	using RSAF's result	14.006
8	FBP	8.853
	RSAF (block size: 1)	11.005
	RSAF (block size: 8)	13.241
	Proposed method	13.285
	Proposed method	
	using RSAF's result	13.653
16	FBP	9.001
	RSAF (block size: 8)	14.226
	Proposed method	14.462
	Proposed method	
	using RSAF's result	14.622
32	FBP	9.450
	RSAF (block size: 1)	11.384
	RSAF (block size: 8)	15.983
	Proposed method	16.937
	Proposed method	
	using RSAF's result	16.953
128	FBP	10.535
	RSAF (block size: 1)	18.733
	RSAF (block size: 8)	22.061
	Proposed method	21.256

表 5	Watch 画像に関する PSNR 値(解像度:512×512 px)
Table 5	Watch image's PSNR values (resolution: 512×512 px)

Number of projection	Method	PSNR[dB]
8	FBP	6.511
	RSAF (block size: 1)	11.383
	RSAF (block size: 8)	13.241
	Proposed method	13.667
32	FBP	7.388
	RSAF (block size: 1)	12.807
	RSAF (block size: 8)	15.983
	Proposed method	16.2008
128	FBP	8.618
	RSAF (block size: 1)	15.829
	RSAF (block size: 8)	20.543
	Proposed method	20.3493

ような複雑な画像に対しては正しく推定を行うことが難しいため、1 pixel ごとに独立して推定する提案手法の方が優れた結果を示したものと思われる.

解像度 512×512 px の結果の結果からも同等の傾向が見 られるが,解像度 256×256 px と同様に 128 方向の投影に よる結果は提案手法の方が劣っていることが分かる.この ことから,解像度にかかわらず 128 方向という既知情報が 多数な場合ではなく 32 方向以下の投影こそ提案手法の高 い性能を示せることが分かる.

また,RSAFによるブロックサイズについては,サイズ を最小の1×1pxに設定したうえで8,32,128方向の投影 における PSNR 値を見ると提案手法に劣ることに加え,規 定値によるブロックサイズの結果より悪質な結果となって いることが分かる.このことからも複雑な画像で1pixelご との探索は提案手法が有効であることが分かり,複雑な画 像の高い有用性を示せている.そして,Phantom 画像同様 128方向による多数の投影方向による結果は原画像に近い 結果を得ることが可能であった.

5.4.3 提案手法の2目的関数値の推移に関する分析

Phantom 画像の4方向の投影による目的関数の遷移図 を図 30 に示す.設定世代の50世代としては終盤ともい える40世代であっても解の中では劣解が分布しているこ とが分かるが,その拡大図からは各10世代ごとに,比較 的非劣解とされる個体群が各目的関数の最小化へ向かって いることが分かる.また,世代が終盤へと進んでも収束す ることなく一定の多様性を維持しながら探索が進んでいる ことも分かる.このことから本提案手法は一定の世代を超 えると劣解が減少し,かつその個体群は1点に収束するこ となく最適化の方向へ探索を行うことが分かる.

5.5 提案手法の初期個体群へ **RSAF** の結果を種データとして含ませた分析

RSAF と提案手法の特徴の異なりを利用し, RSAF で得



図 30 目的関数の推移 Fig. 30 The transitions of objective values.

られた推定画像を提案手法の初期個体(種データ)として 利用した場合の効果について,解像度が256×256 pxの各 画像,4,8,16,32 投影方向を対象に検証を行った.ここ での種データ数は全個体数の半分として,2 種類の画像に 対して実験を行った.それぞれの画像に対する PSNR 値 を表 2,表4 に示す.

これらの結果より、すべての場合においてわずかではあ るものの解の質が向上していることが読み取れる.このこ とから、間接的にでも RSAF により推定した情報を提案手 法に加えることは、解の質向上に効果的であることが分か る.一方、Phantom 画像の結果である表 2 では、RSAF で得られた推定画像を初期個体として利用しているにもか かわらず、RSAF 単体よりも低い PSNR 値となっているこ とが分かる.この結果は、種データが提案手法による探索 により改悪されていることを示しており、提案手法におい て全個体を平均化した解を最終的な解として扱っているこ とに起因していると思われる.

5.6 FBP法, RSAF, 提案手法の計測時間に関する分析 FBP法, RSAF, 提案手法における3手法に対して投 影方向が8, 32, 128 方向の3種類の実験計測時間を計測 表 6 Phantom 画像に関する計測時間(解像度:256×256 px) Table 6 Phantom image's processor time (resolution: 256×256 px).

Number of	Method	Processor time[min]
projection		
8	FBP	0.63
	RSAF	48.40
	Proposed method	211.05
32	FBP	2.28
	RSAF	48.29
	Proposed method	224.73
128	FBP	8.72
	RSAF	58.50
	Proposed method	209.44

表 7 Watch 画像に関する計測時間(解像度:256×256 px) Table 7 Watch image's processor time (resolution: 256×256 px).

Number of	Method	Processor time[min]
projection		
8	FBP	0.62
	RSAF (block size: 1)	17.98
	RSAF (block size: 8)	50.86
	Proposed method	272.28
32	FBP	2.30
	RSAF (block size: 1)	18.07
	RSAF (block size: 8)	57.03
	Proposed method	252.13
128	FBP	8.98
	RSAF (block size: 1)	18.20
	RSAF (block size: 8)	72.13
	Proposed method	240.12

した. 解像度が 256×256 px である Phantom 画像の計測 時間を表 6, Watch 画像については表 7 に示し,対象画 像が 512×512 px である Phantom 画像の計測時間を表 8, Watch 画像については表 9 に示す. なお,提案手法に関し ては 30 試行の平均計算時間を算出している. また, Watch 画像に関しては, ブロックサイズが 1×1 px に関する計測 時間も載せる.

本論文では,FBP 法および提案手法の数値実験は計算 機として Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2670 v2 @2.50 GHz, 総メモリ 30 GB のマシンを利用し,RSAF に関しては Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU E8500 @3.16 GHz, 総メモリ 数は 4 GB のマシンを利用した^{*6}.

表 6~表 9 のいずれの表からも投影方向数が増加するほど計算時間は増加することが分かった.

また RSAF はブロックサイズを最小の 1×1 px にすると 計測時間が約3倍近く高速化されるが,これは各ブロック

^{*6} RSAF についてマシン環境が異なる理由は、http://www.cs.tut. fi/~foi/GCF-BM3D/において配布されているアプリケーション が 32 Bit OS 環境下のみの対応であったためである。

表 8 Phantom 画像に関する計測時間(解像度:512×512 px) Table 8 Phantom image's processor time (resolution: 512×512 px).

Number of	Method	Processor time[min]
projection		
8	FBP	4.92
	RSAF	217.96
	Proposed method	879.63
32	FBP	18.05
	RSAF	237.78
	Proposed method	877.30
128	FBP	68.20
	RSAF	294.81
	Proposed method	904.63

表 9 Watch 画像に関する計測時間(解像度:512×512 px) Table 9 Watch image's processor time (resolution: 512×512 px).

Number of	Method	Processor time[min]
projection		
8	FBP	5.05
	RSAF (block size: 1)	74.09
	RSAF (block size: 8)	207.57
	Proposed method	868.88
32	FBP	17.20
	RSAF (block size: 1)	74.37
	RSAF (block size: 8)	218.19
	Proposed method	891.07
128	FBP	69.45
	RSAF (block size: 1)	75.07
	RSAF (block size: 8)	294.99
	Proposed method	952.34

の平均化にかかる作業の低減によるものと考えられる.

6. まとめ

本論文では少数投影 CT に対し,進化型多目的最適化 手法(Evolutionary Multi-criterion Optimization, EMO) と GS アルゴリズム(Gerchberg-Saxton algorithm)を組 み合わせた新たな画像再構成手法の提案を行った.また, EMO で用いられる各種遺伝的操作についても本問題の特 性を考慮した独自のものを実装しており,少数投影 CT に 対して良質な複数の解候補を効率的に探索することを目的 とした.

2種類の解像度でそれぞれ2種類の異なる複雑度の画像 を用いて数値実験を行った結果,以下の事柄を明らかにす ることができた.

- 提案手法において得られた複数の解候補から平均画像 を作成することで、得られた解候補以上の良質な画像 を導出。
- 提案手法において解像度が増加しても精度を落とさな

い探索が可能.

- FBP 法のように欠損情報を推定しない手法と比べ,す べての問題においてより高品質な画像を導出.
- RSAF のようにブロックマッチング法を利用した手法 に比べ,隣接する pixel の輝度差が大きい複雑な画像 において優れた画像を推定.
- RSAF で得られた推定画像を提案手法の初期個体(種 データ)として利用することで解の質を向上.
- 計算時間はいずれの先行手法に比べて長時間.

FBP 法の欠損部分をいっさい推定しない手法に比べて RSAF や提案手法のように何らかのアプローチによる欠損 部分の推定は陽に働くことが分かり,特に RSAF は単純な 画像ほど再構成の再現度が高く,提案手法は複雑な画像で あるほど再現が可能であることが分かった.また,RSAF におけるブロックサイズを最小にした場合についての実験 結果から,塗りつぶされる影響は低減されるものの単純に ブロックサイズを小さくしたとしても性能は悪化するだけ であることが明らかとなった.

本実験より,512×512 px の場合において約 15 時間の計 算時間が必要であることが明らかとなり,今後は並列化を 含めた提案手法の高速化についての検討を進めたいと考え ている.また,実用上は得られる投影方向に強い偏りが存 在する場合への対応が重要になると考えられるため,この 点についての検証も進める予定である.

謝辞 本研究は JSPS 科研費 26330269, 24300065 の助 成を受けたものである.また,本研究の一部は学際大規模 情報基盤共同利用・共同研究拠点の支援による.

参考文献

- [1] 中村 実ほか:CTシステム入門コンピュータ断層撮影の
 理論と実際,マグブロス出版 (1991).
- [2] 杜 海清,田山典男,中嶋賢市郎:ウェーブレット部分 画像再構成(WPR)法の提案,計測自動車制御学会東北 支部第194研究集会(2001).
- [3] 馬 笑峰,竹田辰興:ニューラルネットワークによる CT 像再構成法,日本応用数理学会論文誌,Vol.10, No.2, pp.145-161 (2000).
- [4] 寺西 大,川島賢太,山岸公基:ニューラルネットワークトモグラフィーを用いた古文化財刀剣象嵌の復元,インテリジェント・システム・シンポジウム講演論文集, pp.323-326 (2008).
- [5] 平林 晃: Compressed Sensing:基本原理と最新研究動向,電子情報通信学会技術研究報告. VLD, VLSI 設計技術, Vol.109, pp.55–60 (2009).
- [6] Verhoeven, D.: Limited-data computed tomography algorithms for the physical sciences, *Applied optics*, Vol.32, No.20, pp.3736–3754 (1993).
- [7] 篠原広行:エクセルによる画像再構成入門, 医療科学社 (2007).
- [8] 橋本雄幸, 篠原広行:C言語による画像再構成の基礎, 医 療科学社 (2006).
- [9] Deb, K.: Multi-objective optimization using evolutionary algorithms, Wiley (2001).
- [10] Gerchberg, R.W. and Saxton, W.O.: A practical algo-

rithm for the determination of phase from image and diffraction plane pictures, *Optik*, Vol.35, pp.237–246 (1972).

- [11] 塩谷浩之, 郷原一寿: 位相回復―計算アルゴリズム(ミニ特集回折イメージング―位相回復の新展開), 計測と制御, Vol.50, No.5, pp.332–337 (2011).
- [12] Gordon, R.: A tutorial on ART (Algebraic Reconstruction Techniques), *IEEE Trans. Nuclear Science*, Vol.NS-21, pp.78–93 (1974).
- [13] Guichard, F. and Malgouyres, F.: Total Variation Based Interpolation, Proc. Eusipco'98, pp.1741–1744, Elsevier North-Holland, Inc.
- [14] Egiazarian, K., Foi, A. and Katkovnik, V.: Compressed sensing image reconstruction via recursive spatially adaptive filtering, *Image Processing*, 2007. ICIP 2007, IEEE International Conference on Image Processing, ICIP 2007, September 16-19, 2007, San Antonio, Texas, USA, IEEE 2007 (2007).
- [15] Fienup, J.R.: Phase retrieval algorithms: A comparison, *Applied Optics*, Vol.21, No.15, pp.2758–2769 (1982).
- [16] Deb, K., Agrawal, S., Pratap, A. and Meyarivan, T.: A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II, *Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI*, pp.849–858, Springer (2000).
- [17] Watanabe, S., Shioya, H. and Gohara, K.: Phase retrieval based on an Evolutionary Multicriterion Optimisation method, Proc. IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2010), pp.1–8 (2010).
- [18] Shioya, H., Maehara, Y. and Gohara, K.: Spherical shell structure of distribution of images reconstructed by diffractive imaging, *Journal of the Optical Society of America A*, Vol.27, No.5, pp.1214–1218 (2010).



長舟 和馬

1990年生.2013年室蘭工業大学情報 電子工学系学科卒業.現在,室蘭工業 大学大学院工学研究科修士課程在学 中.進化型多目的最適化手法,逆問題 等の研究に従事.



渡邊真也 (正会員)

1977年生.2003年同志社大学大学院 工学研究科博士後期課程修了.工学 (博士).同年産業総合研究所生命情 報科学研究センター特別研究員,2004 年立命館大学情報理工学部講師等を得 て,現在,室蘭工業大学大学院しくみ

情報系領域准教授.進化計算,最適設計,データマイニ ング等の研究に従事.2005年情報処理学会山下記念研究 賞,2009年 IEEE CIS Japan Chapter Young Researcher Award 等受賞.IEEE,人工知能学会,進化計算学会等各 会員.



塩谷 浩之 (正会員)

1990年北海道大学理学部数学科卒業, 1992年北海道大学大学院工学研究科 情報工学専攻修士課程修了,1995年 同博士後期課程修了,博士(工学). 1995年北海道大学大学院工学研究科 システム工学専攻助手,2001年室蘭

工業大学工学部助教授・准教授を経て,2010年同教授.情報システム学全般の研究分野に興味を持ち,主にデータ学 習理論を基礎とした情報数理や知能情報工学に関連する研 究課題に従事している.電子情報通信学会,計測自動制御 学会,アメリカ光学会等各会員.