

平成 30 年 6 月 12 日現在

機関番号：12102

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2015～2017

課題番号：15K06103

研究課題名(和文) 超圧縮センシングの基礎構築と多様なトモグラフィーへの応用

研究課題名(英文) Constructing Foundations of Super Compressed Sensing and its Applications to Various Tomographic Imaging Modalities

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) 3,800,000円

研究成果の概要(和文)：近年、医療用CTや電子線トモグラフィー(TEM)において、圧縮センシング(CS)と呼ばれる新しい逆問題解法を応用して、少ない方向数の投影データや雑音が多い投影データから高画質で画像再構成を行う技術が注目されている。本研究では、「超圧縮センシング」と名付けた新しいCSの数学的枠組みを構築し、従来のCSの性能を向上させることを試みた。超圧縮センシングのキーは、CSにおいて非局所平均フィルタと呼ばれる画像の複雑な濃度変化を保存する性質が大きい非線形フィルタを利用してスパース性を評価する点にある。医療用CTとTEMの画像再構成に応用して、超圧縮センシングが既存のCSより画質性能に優れることを実証した。

研究成果の概要(英文)：Recently, Compressed Sensing (CS) has been successfully applied to image reconstruction in medical x-ray CT and Transmission Electron Microscopy (TEM). In this research project, we propose a new mathematical framework of CS named as Super Compressed Sensing, which significantly improves the performances of CS with respect to image quality. The key of Super CS is to use the nonlinear filter called Nonlocal Mean Filter to evaluate signal sparsity, which leads to preserving complicated intensity changes in images such as image textures and image gradations. We applied the Super CS to image reconstruction in medical CT and TEM. The results demonstrate that the Super CS significantly outperforms the ordinary CS in terms of image quality.

研究分野：医用画像工学

キーワード：圧縮センシング コンピュータトモグラフィー CT 画像再構成 画像処理 電子線トモグラフィー  
逆問題 スパースモデリング

## 1. 研究開始当初の背景

医療用 X 線 CT や電子線トモグラフィー (TEM) などの物体の 3 次元構造を映像化する断層イメージング装置において重要性が高い問題として、一部が欠損した不完全投影データ・角度を粗く標準化したスパース投影データ・雑音が多い投影データから断層像を再構成する問題がある。例えば、医療用 CT においては、高頻度の CT 検査が癌発生リスクを高めることが明らかになり、2000 年代後半から被曝量を低減した低線量下の撮影でも高画質の画像を生成する逐次近似画像再構成法の開発が急速に進んでいる。また、ウイルスや材料をナノスケールの高分解能で映像化する TEM においては、撮影時間短縮のため少数方向の角度欠損がある投影データから高画質の画像を生成するトータルバリエーション (Total Variation, TV) 法などの画像再構成法の開発が進んでいる。

これらの最新のトモグラフィー画像再構成法の研究開発における基礎となっているのは、2000 年代中盤に Donoho や Candes らにより発見された Shannon の標本化定理を満足しないスパースな測定データから高品質の信号復元を行う圧縮センシング (Compressed Sensing, CS) と呼ばれる数学的枠組みである。CS の出現により、トモグラフィー発見後 50 年以上解決が不可能と信じられてきた上述の問題はある程度は解決できる見通しが立ったが、CS に基づく画像再構成法を商用装置に実用化するにはその性能はまだ不十分で限界にきており、既存の CS の性能を向上させる「超圧縮センシング」という言葉に見合った革新的な CS の数学的枠組みを開拓する必要がある。しかし、2000 年代後半から CS に関する論文数は急速に増加している反面、ほとんどの論文が細部を除いて同じ手法を用いており大きな発展がなく、実用化も停滞しているのが現状である。

## 2. 研究の目的

代表者の工藤らは、Donoho や Candes らが CS の論文を発表する以前の早期から CS に基づくトモグラフィー画像再構成の研究に着手しており、最も代表的な実績として、1) 世界で初めて CS をトモグラフィー画像再構成に応用 (「Li, Yang, Kudo, Phys Med Biol, Vol.47, pp.2599-2609, 2002」にて国際的に高い評価)、2) 世界で初めて CS に基づく TEM 画像再構成ソフトウェアを製品化 (2014 年に (株) システムインフロンティアと共同で約 100 倍のスピードアップを施した TV 正則化に基づく画像再構成ソフト「ISER (Iterative SEries Reduction)」を製品化)、が挙げられる。これらの先行研究から CS の潜在的可能性や問題点は熟知しているが、特に今後 CS の実用化を促進するには「信号のテクスチャー・滑らかな濃度変化・複雑な濃度変化を持つエッジの再現性が悪い」問題点を解決することが重要である。この問題点を解決する革新的な方

向性として、画像処理でよく用いられる信号の多様な変化を保存する性質が大きい非局所平均フィルタ (Nonlocal Mean Filter) を用いて CS を拡張することで突破でき、CS の大きな発展につながる着想を得た。本研究では、以上の着想に基づき、代表者の工藤らの既存の CS に関する先行研究を出発点として、CS の性能を向上させる数学的枠組み「超圧縮センシング」を構築して、これを多様なトモグラフィーの画像再構成に応用することを目的とする。

## 3. 研究の方法

研究期間内に以下の 2 つのテーマについて研究を実施する。

### (1) 超圧縮センシングの基礎構築

不足した測定データからの信号復元は、通常測定データと復元信号の整合性を評価する「データ項」と信号の先験情報から構成される「正則化項」の重み付き総和を最小化する逆問題を解くことで行われる。既存の CS は、信号のスパースな性質をスパースファイ変換と呼ばれる線形変換と  $L^1$  ノルムで評価して、正則化項に用いる基本原理に基づいている。そこで、非局所平均フィルタをスパースファイ変換に用いて画像の複雑な濃度変化に対するスパース性をより正確にモデリングして復元精度を向上させるのが、超圧縮センシングの基本アイデアである。以上のアイデアに基づき、「非線形信号処理」・「逆問題」・「最適化と非線形関数解析学」などの手法を駆使して、超圧縮センシングの数学的枠組みを構築する。そして、トモグラフィー画像再構成に応用する前段階として、画像の「雑音除去」と「欠損修復 (Inpainting)」をベンチマーク問題とした実装と評価実験を行い、既存の CS と超圧縮センシングの性能を比較する。

### (2) 多様なトモグラフィー装置の画像再構成への応用

#### ① 医療用低被曝 CT 画像再構成法開発

被曝量を低減する目的で、X 線管の電流を落として低線量で撮影を行う「低線量 CT」と投影データの測定方向数を削減して撮影を行う「スパースビューCT」を対象として、超圧縮センシングに基づく画像再構成法を開発する。そして、シミュレーション実験及び実画像を用いた評価実験を行う。

#### ② 電子線トモグラフィー (TEM) 画像再構成法開発

測定時間を短縮する目的で測定方向数を従来の  $1/10 \sim 1/20$  に削減して、かつ (試料台の最大傾斜角度が  $\pm 70$  度であることに由来する) 角度欠損がある投影データから、超圧縮センシングに基づき画像再構成を行う手法を開発する。

## 4. 研究成果

### (1) 超圧縮センシングの基礎構築

超圧縮センシングは、雑音除去や欠損修復

など画像処理の基礎から CT 画像再構成まで多様な問題に適用可能であるが、以降では CT 画像再構成を例としてその原理を説明する。CT 装置において、不足した投影データや雑音が多い投影データから高画質の画像を再構成する問題を考える。このような状況における画像再構成は、一般に再構成画像  $\mathbf{x}$  と投影データ  $\mathbf{b}$  の整合性を評価する最小 2 乗誤差  $\|A\mathbf{x}-\mathbf{b}\|^2$  ( $A$  は投影演算を表す  $I \times J$  行列) にトータルバリエーション (TV) などの画像の滑らかさを評価するペナルティ関数  $U(\mathbf{x})$  を加えた次式を最小化する画像を求めることで行われる。

$$F(\mathbf{x}) = \|A\mathbf{x} - \mathbf{b}\|^2 + \beta U(\mathbf{x}) \quad (1)$$

ここで、 $U(\mathbf{x})$  は正則化項とも呼ばれ、解が一意に定まらない不良設定問題の解を一意に定めること、投影データに含まれる雑音を抑制すること、などの役割を持つ。様々な画像再構成法の画質性能は  $U(\mathbf{x})$  の設計によって決まるといって過言ではない。TV 正則化を含む CS の基本となる考え方は、画像に勾配変換やウェーブレット変換などの高周波成分を取り出す演算を施した信号は疎な (ゼロに近い要素が多い) 性質を持つので、 $U(\mathbf{x})$  として以下のペナルティ関数を用いるものである。

$$U(\mathbf{x}) = \|B\mathbf{x}\|_1 = \sum_{j=1}^J |(B\mathbf{x})_j| \quad (2)$$

ただし、 $B$  は画像  $\mathbf{x}$  にハイパスフィルタを作用させ高周波成分を取り出すことを表す行列であり、 $B\mathbf{x}$  のノルムは疎な性質を上手く評価できる性質を持つ  $L^1$  ノルムが用いられる。既存の CS 手法の全てにおいて演算子  $B$  として (隣接する画素間の差分のような) 線形フィルタが用いられている。これに対して、超圧縮センシングでは上式のペナルティ関数を以下のように解釈して演算子  $B$  として非線形のものを用いることにより、(特にテクスチャーや複雑なエッジ部における)  $B\mathbf{x}$  の疎な性質をより上手く評価して画質性能を高める。まず、式(2)を以下のように書き換える。

$$U(\mathbf{x}) = \|(I - L)\mathbf{x}\|_1 = \sum_{j=1}^J |x_j - (L\mathbf{x})_j| \quad (3)$$

ただし、 $L=I-B$  は  $B$  に対応する線形ローパスフィルタ、 $I$  は恒等演算子である。次に、線形ローパスフィルタ  $L$  を (例えばメディアンフィルタなどの) 非線形平滑化フィルタ  $M$  で置き換えると、次式のペナルティ関数が得られる。

$$U(\mathbf{x}) = \|(I - M)\mathbf{x}\|_1 = \sum_{j=1}^J |x_j - (M\mathbf{x})_j| \quad (4)$$

式(4)が超圧縮センシングの正則化項であるが、線形フィルタが非線形フィルタに置き換わっている点が大きく異なる。画像処理分野では、古くから非線形フィルタの方が線形フィルタよりエッジを保存しやすい性質があ

ることや、ある種の非線形フィルタはテクスチャーや滑らかな濃度変化を保存しやすい性質があることが知られている。したがって、CS の正則化項に組み込んだ場合も、(適切な非線形フィルタを用いることで) テクスチャーや複雑なエッジのスパース性を上手く評価して画質性能が向上すると期待される。

非線形フィルタとして何を用いるかに、超圧縮センシングの画質性能は大きく依存する。そこで、表 1 に挙げた多様な非線形フィルタを組み込んで画像の雑音除去問題における画質性能を比較する基礎実験を行った。その結果、非局所平均フィルタ (Nonlocal Mean Filter) がテクスチャー・滑らかな濃度変化・複雑な濃度変化を持つエッジなどを保存する性能が非常に高く、超圧縮センシングに用いるフィルタとして有効であることが明らかになった。非局所平均フィルタの入力画像  $in(\cdot)$  と出力画像  $out(\cdot)$  の関係を表す式は以下の通りである。

$$out(\mathbf{p}) = \sum_{\mathbf{q} \in S} w(\mathbf{p}, \mathbf{q}) in(\mathbf{q})$$

$$w(\mathbf{p}, \mathbf{q}) =$$

$$\frac{\exp(-\max(\|B(\mathbf{p}) - B(\mathbf{q})\|_a^2 - 2\sigma^2, 0) / h^2)}{\sum_{\mathbf{q} \in S} \exp(-\max(\|B(\mathbf{p}) - B(\mathbf{q})\|_a^2 - 2\sigma^2, 0) / h^2)} \quad (5)$$

ただし、式(5)において、出力画像の画素  $\mathbf{p}$  におけるフィルタ出力は入力画像の  $\mathbf{p}$  の近傍画素  $\mathbf{q} \in S$  の重み付き平均で求められる。重み  $w(\cdot, \cdot)$  の決定は第 2 式により、入力画像の  $\mathbf{p}$  周囲の濃度変化  $B(\mathbf{p})$  と  $\mathbf{q}$  周囲の濃度変化  $B(\mathbf{q})$  のテンプレートマッチングにより行われ、 $\mathbf{q}$  周囲と  $\mathbf{p}$  周囲の濃度変化の類似性が大きいほど  $w(\cdot, \cdot)$  を大きく設定する場所依存型の適応フィルタになっている。また、 $(a, h, \sigma^2)$  は重みを決めるためにユーザが指定する動作パラメータである。以降の説明や実験では、全て非局所平均フィルタを用いている。

メディアンフィルタ	重み付きメディアンフィルタ
移動平均フィルタ	選択的局所平均フィルタ
バイラテラルフィルタ	バイラテラルメディアンフィルタ
非局所平均フィルタ	非局所平均メディアンフィルタ
非等方拡散フィルタ	

表 1 超圧縮センシングに組み込む検討を行った非線形フィルタ

次に、式(1)の評価関数  $F(\mathbf{x})$  を最小化する反復法について説明する。研究期間中に 2 つの反復法を構築した。一つ目は、CS において最も良く用いられている反復しきい値処理 (Iterative Thresholding, IT) 法に基づく手

法である。反復式の導出は省略するが、最終的に以下の構造を持つ反復法となる。

[Step 1] (初期化) 初期画像  $\mathbf{x}^{(0)}$  を与える。反復回数を  $k \leftarrow 0$  とする。

[Step 2] (中間画像の計算)  $F(\mathbf{x})$  の最小 2 乗誤差項  $\|A\mathbf{x} - \mathbf{b}\|^2$  に最急降下法を適用して、次式の間画像を求める。

$$\mathbf{a}(\mathbf{x}^{(k)}) = \mathbf{x}^{(k)} - \frac{2}{\alpha} A^T (A\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{b})$$

[Step 3] (代理関数の最小化) 以下の代理関数と呼ばれる関数  $Q(\mathbf{x}; \mathbf{x}^{(k)})$  を  $\mathbf{x}$  について最小化して、更新解  $\mathbf{x}^{(k+1)}$  を求める。

$$Q(\mathbf{x}; \mathbf{x}^{(k)}) = C + \beta \sum_{j=1}^J |x_j - (M\mathbf{x}^{(k)})_j| + \frac{1}{2} \alpha \|\mathbf{x} - \mathbf{a}(\mathbf{x}^{(k)})\|^2$$

[Step 4] 反復回数を  $k \leftarrow k+1$  として Step 1 に戻る。

具体的な計算式は示さないが、Step 3 の計算は、中間画像  $\mathbf{a}(\mathbf{x}^{(k)})$  の各画素値がフィルタ処理画像の画素値  $(M\mathbf{x}^{(k)})_j$  に近いかどうかを判断して、近ければ強制的に  $(M\mathbf{x}^{(k)})_j$  にしきい値処理を行い離れていれば  $(M\mathbf{x}^{(k)})_j$  の方に  $\beta/\alpha$  だけ近づける演算になる。これが、IT 法と呼ばれる理由である。

IT 法は全ての投影データを同時に用いて画像更新を行う同時反復型の反復法であるため収束が大変遅い問題点があり、本研究の実装においても収束に 1,000 回以上の反復が必要であった。この問題点を解決するため、二つ目の投影データの各標本値  $b_i$  を一つずつ順番に使用して画像更新を行う Row-Action 型と呼ばれる高速に収束する構造の反復法を導出した。導出は、凸最適化分野において近年よく使用される近接スプリッティング (Proximal Splitting) と呼ばれる複雑な凸評価関数の最小化を部分評価関数の最小化の繰り返しで解く数学的枠組みを使用した。具体的には、Passty の近接スプリッティングと呼ばれる手法を用いた。反復式の導出は省略するが、最終的に次の構造を持つ反復法となる。

[Step 1] (初期化) 初期画像  $\mathbf{x}^{(0)}$  とステップサイズ  $\gamma^{(0)}$  を与える。反復回数を  $k \leftarrow 0$  とする。

[Step 2] (投影データによる画像更新)  $i=0,1,\dots,I-1$  の順番で投影データの標本値  $b_i$  を用いて次式の Row-Action 型の画像更新を行う。

$$\mathbf{x}^{(k,i+1)} = \mathbf{x}^{(k,i)} + \gamma^{(k)} \frac{b_i - \mathbf{a}_i^T \mathbf{x}^{(k,i)}}{1/2 + \gamma^{(k)} \|\mathbf{a}_i\|^2} \mathbf{a}_i$$

( $\mathbf{a}_i$  は行列  $A$  の  $i$  行目のベクトル)

[Step 3] (しきい値処理) 中間画像  $\mathbf{x}^{(k,i)}$  に対して、次式のフィルタ画像  $M\mathbf{x}^{(k,i)}$  の方に値を近づけるしきい値処理を行う。

$$x_j^{(k,i)} \leftarrow \begin{cases} x_j^{(k,i)} - \gamma^{(k)} \beta (x_j^{(k,i)} - (M\mathbf{x}^{(k,i)})_j) & \text{if } x_j^{(k,i)} - (M\mathbf{x}^{(k,i)})_j > \gamma^{(k)} \beta \\ x_j^{(k,i)} + \gamma^{(k)} \beta (x_j^{(k,i)} - (M\mathbf{x}^{(k,i)})_j) & \text{if } x_j^{(k,i)} - (M\mathbf{x}^{(k,i)})_j < -\gamma^{(k)} \beta \\ (M\mathbf{x}^{(k,i)})_j & \text{otherwise} \end{cases}$$

[Step 4]  $\mathbf{x}^{(k+1,0)} \leftarrow \mathbf{x}^{(k,i)}$  とする。次反復のステップサイズを  $\gamma^{(k+1)} = \gamma^{(0)} / [1 + \epsilon(k+1)]$  と設定する。反復回数を  $k \leftarrow k+1$  として Step 1 に戻る。

上の反復法では、全ての投影データのアクセスが終了した時点で一回のみフィルタ画像へ値を近づけるしきい値処理を施しているが、実際には一反復の内部に  $S$  回のしきい値処理を埋め込んだ方が上手く収束するため、 $S$  を  $S=2,4,8$  などの値に設定して実装する。

超圧縮センシングの有効性を実証するため、CT 画像再構成に適用する前段階として、CS のベンチマーク問題と位置づけられる画像の雑音除去 (ガウス雑音) の実験を行った。雑音除去の問題では評価関数は次式のようにになり、これを上述の反復法で最小化した。

$$F(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{b}\|^2 + \beta \sum_{j=1}^J |x_j - (M\mathbf{x})_j| \quad (6)$$

ただし、 $\mathbf{b}$  は劣化画像である。図 1 にメディアンフィルタ、従来の TV 最小化、超圧縮センシングによる復元画像を示す。TV 最小化では、画像を階段状の関数で近似することが原因で、パッチ状アーティファクトが強く発生してテクスチャや滑らかな濃度変化が失われ、エッジの濃度変化も不正確な復元画像になっている。これに対して、超圧縮センシングの復元画像はかなり改善され、MSE (Mean Squared Error) や SSIM (Structural Similarity Image Metric) などの数値指標も大幅に改善した値が得られている。期待以上の画質改善効果が得られ大変驚いた。また、欠損修復についても実験を行ったが、ほぼ同様な画質改善が実現できた。



図 1 画像の雑音除去の評価実験結果

(2) 多様なトモグラフィー装置の画像再構成への応用

超圧縮センシングのトモグラフィー装置への応用として、研究期間内に医療用低被曝 CT と電子線トモグラフィー (TEM) への適用を行った。

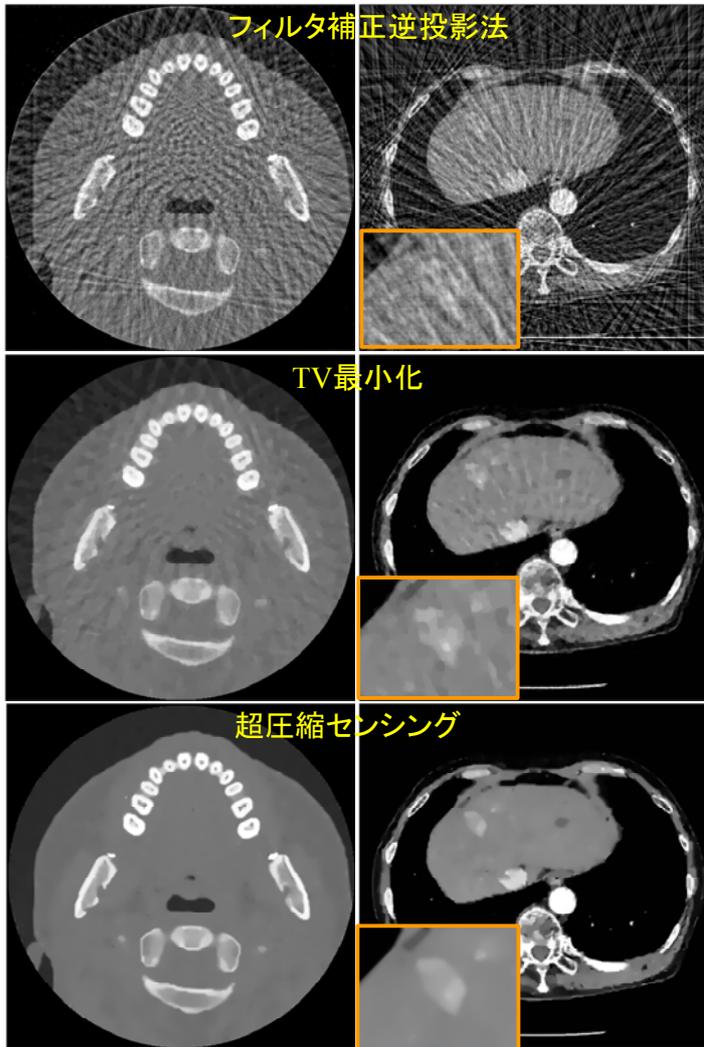


図2 僅か32方向投影データからの医療用CT再構成画像

① 医療用低被曝 CT 画像再構成法開発

医療用 X 線 CT の分野では、2000 年代に入って CT 検査の被曝量は発がんリスクが大きいことが明らかになり、低被曝を実現する新方式 CT に関する研究が精力的に行われている。具体的には、X 線管の電流を落として低線量で撮影を行う低線量 CT と投影データの測定方向数を通常の 1/10 以下に削減して撮影を行うスパースビューCT の研究開発が精力的に行われている。

そこで、構築した超圧縮センシングを低線量CTとスパースビューCTの画像再構成に適用するソフトウェアを開発して、応用研究を実施した。図 2 に、スパースビューCT の画像再構成に適用したシミュレーション実験結果の例を示す。通常の CT 装置では投影データは 1,000~2,000 の方向から測定されるが、本実験では約 1/50 に相当する僅か 32 方向の

投影データから歯科用 CT と胸部 CT の画像を再構成している。現在の CT 装置に実用されているフィルタ補正逆投影 (Filtered Backprojection, FBP) 法、従来の TV 最小化、超圧縮センシングの 3 手法を比較している。FBP 法では投影データの方向数不足に起因するストリークアーティファクトが強く発生しているが、TV 最小化と超圧縮センシングではアーティファクトは著しく軽減している。また、TV 最小化ではアーティファクトが完全に消しきれず残っていると同時に、画像を階段状の関数で近似することが原因でパッチ状アーティファクトが発生しテクスチャーや滑らかな濃度変化が失われた部分が見られる。超圧縮センシングでは、これらの問題点を改善してより高画質の画像が再構成されている。同様な実験を低線量 CT や他の部位の CT 画像についても行ったが、同様な実験結果が得られた。

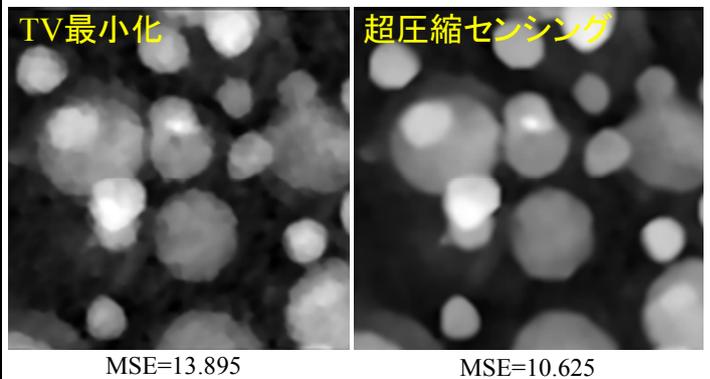


図3 36方向連続傾斜像からの Fe-Pt 合金磁性材料内のナノ粒子再構成画像

② 電子線トモグラフィー (TEM) 画像再構成法開発

TEM とは電子顕微鏡を用いたトモグラフィーであり、主に生物や材料の分野で広く用いられている。TEM において、連続傾斜像と呼ばれる投影データを多数の方向から測定して画像再構成を行って 3 次元断層像を生成するが、50~100 方向の連続傾斜像を測定するのに数十分から数時間の測定を必要とし、更には投影データの角度範囲が最大でも  $[-70^{\circ}, 70^{\circ}]$  に制限され角度欠損がある投影データになる。これらの問題点を解決するため、CS を応用して短時間で測定したスパースビュー投影データから高画質の画像を再構成する技術に対する期待が大きい。

そこで、構築した超圧縮センシング手法を電子線トモグラフィーの少数方向連続傾斜像に適用するソフトウェアを開発して、応用研究を実施した。図 4 に、Fe と Pt から構成される合金磁性材料にイオン照射してナノ粒子化した試料の画像を 36 方向連続傾斜像から再構成するシミュレーション実験結果の例を示す。医療用 CT の実験と同様に、TV 最小化で発生したパッチ状アーティファクトは超圧縮センシングではほぼ消滅してよ

り高画質で画像再構成できている。図4はフレーム当たり僅か8方向の連続傾斜像から再構成したハンダ(Sn-Pb)試料の塑性変形過程を再構成した12フレームの動画像である。

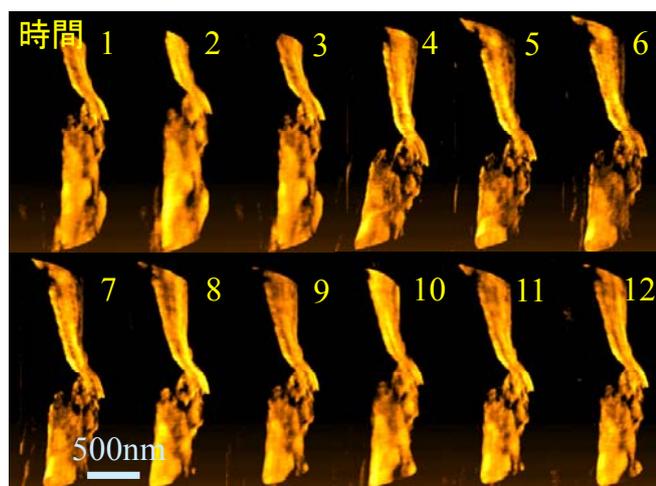


図4 ハンダ試料の塑性変形を表す動画像  
(フレーム当たり僅か8方向の連続傾斜像)

③ 深層学習を組み込んだ超圧縮センシング  
最終年度に、深層学習を組み込んで超圧縮センシングの性能を向上させる新しい試みの研究を実施した。

#### 5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕(計27件)

- ① J.Dong and H.Kudo, "Investigation into image quality difference between total variation and nonlinear sparsifying transform based compressed sensing," Proceedings of SPIE, Medical Imaging 2017: Physics of Medical Imaging, Vol.10132, Paper No.1013231, 2017, 査読有, Honorable Mention Poster Award 受賞 (Doi: 10.1117/12.2255081)
- ② J.Dong and H.Kudo, "Accelerated algorithm for compressed sensing using nonlinear sparsifying transform in CT image reconstruction," 日本医用画像工学会誌 Medical Imaging Technology, Vol.35, pp.63-73, 2017, 査読有, 平成29年度日本医用画像工学会田中栄一記念賞(論文賞)受賞 (Doi: 10.11409/mit.35.63)
- ③ J.Dong and H.Kudo, "Proposal of compressed sensing using nonlinear sparsifying transform for CT image reconstruction," 日本医用画像工学会誌 Medical Imaging Technology, Vol.34, pp.235-244, 2016, 査読有 (Doi: 10.11409/mit.34.235)
- ④ H.Kudo, F.Yamazaki, T.Nemoto, and K.Takaki, "A very fast iterative algorithm for TV-regularized image reconstruction with applications to low-dose and few-view CT," Proceedings of SPIE Optical Engineering + Applications: Developments in X-ray Tomography X, Vol.9967, Paper No.996711, 2016, 査読有 (Doi: 10.1117/12.2236788)
- ⑤ 工藤博幸, "新方式コンピュータトモグラフィと圧縮センシング," 精密工学会誌, Vol.82, pp. 506-512, 2016, 査読なし, 招待論文 (Doi: 10.2493/jjspe.82.506)
- ⑥ 工藤博幸, 董建, 加茂勝己, 堀井則孝, 古河弘光, 波多聰, 村山光宏, 佐藤和久, 宮崎伸介, "圧縮センシングを用いたトモグラフィ画像再構成," 顕微鏡, Vol.51, pp.48-53, 2016, 査読有, 招待論文 (URL: [http://microscopy.or.jp/archive/magazine/51\\_1/51\\_1j11hk.html](http://microscopy.or.jp/archive/magazine/51_1/51_1j11hk.html))
- ⑦ E.A.Rashed and H.Kudo, "Probabilistic atlas prior for CT image reconstruction," Computer Methods and Programs in Biomedicine, Vol.128, pp.119-136, 2016, 査読有 (Doi: 10.1016/j.cmpb.2016.02.017) [学会発表](計19件)
- ① 工藤博幸, "最先端CT画像再構成の研究動向ースパースビューCT・インテリアCT・低線量CTへの応用ー," 応用物理学会放射線分科会医療放射線技術研究会, 2018年, 招待講演
- ② 工藤博幸, "圧縮センシングと新方式コンピュータトモグラフィへの応用," 日本磁気学会第212回研究会, 2017年, 招待講演
- ③ 工藤博幸, "圧縮センシングとトモグラフィへの応用," 日本顕微鏡学会2016年度超高分解能顕微鏡法分科会研究会, 2017年, 招待講演
- ④ H.Kudo, "Fundamentals of statistical image reconstruction for medical x-ray CT, SPECT, and PET," Conference on Inverse Problems and Medical Imaging, 2017年, 招待講演
- ⑤ 工藤博幸, "新方式コンピュータトモグラフィと圧縮センシング," 第35回日本医用画像工学会大会, 2016年, 招待講演
- ⑥ H.Kudo, "New designs of CT scanners and associated image reconstruction methods," Workshop on Recent Advances in Medical Imaging: Applications in Low-Dose CT, 2016年, 招待講演
- ⑦ 工藤博幸, "最先端CT画像再構成の研究動向ーインテリアCT, 圧縮センシング, 統計的再構成ー," 日本放射光学学会X線ナノ集光技術研究会, 2015年, 招待講演

#### 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

岡田 俊之 (OKADA, Toshiyuki)  
筑波大学・医学医療系・助教  
研究者番号: 90733650