

令和元年6月11日現在

機関番号：12612

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2016～2018

課題番号：16K00328

研究課題名(和文) スパース基底表現を用いた断層画像再構成アルゴリズムの開発

研究課題名(英文) A study of sparse representation based computed tomography

研究代表者

庄野 逸 (Shouno, Hayaru)

電気通信大学・大学院情報理工学研究科・教授

研究者番号：50263231

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,500,000円

研究成果の概要(和文)：PET や CT など用いられる画像再構成アルゴリズムに対して、スパースモデリングの適用を行い、ノイズ耐性に強い画像最高性アルゴリズムを構築した。画像空間と観測空間においてそれぞれに対してスパース表現を用いることによって、相補的なノイズ除去手法を提案した。画像空間においては、Total Variation と呼ばれる手法を用い、観測空間においては辞書学習と呼ばれる手法のうち K-SVD 法と呼ばれる手法を用いた。観測像空間における辞書学習は、自然画像をもちいることで辞書の基底を構築した。2つのスパース表現を用いることにより、高性能なノイズ除去性能を得られることを示唆した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

X線CT画像やPET画像は、非破壊検査の一環として用いられるが、十分な強さの線源を用いなければ、再構成画像のアーティファクトと呼ばれるノイズがのる。その一方で、あまり強い線源を用いた場合、観測対象の被曝量が問題になるケースがある。そこで低被曝でよりよい再構成画像を得るためのノイズ除去をスパース表現を用いて構築した。この意義は検査を行う対象をより安全にするための手法として有効であると考えている。

研究成果の概要(英文)：We applied sparse modeling techniques for the image reconstruction algorithm for Computed tomography (CT) image, such like as Positron Emission Tomography(PET) or X-ray CT image. We applied two types of sparse representations. One is for image domain and the other is for observation domain called Radon space. In image domain, we adopt total variation (TV) method, and K-SVD (singular value decomposition) method, which is in a category of dictionary learning. In order to construct a dictionary component, we apply Radon transformed natural images. By use of two types of sparse representations, we confirm the reconstruction performance is improved under the noise environment.

研究分野：ソフトコンピューティング

キーワード：スパースモデリング 断層画像再構成 ノイズ除去 辞書学習 PET

1. 研究開始当初の背景

自然画像を少数基底の重ねあわせで表現するスパース表現は、画像情報の圧縮、ノイズ除去、超解像と呼ばれる高解像度化といった技術基盤として国内外で広く研究されつつある。この表現手法は、CT 画像や PET 画像の再構成問題においても導入されてきており、逐次再構成手法の一部に組み込まれた実機が製品として提案されている。X線 CT 画像や PET 画像のような断層画像においては、ノイズ低減の問題は重要な課題である。これらの断層画像では信号源として放射線を用いるため、S/N 比を向上させようとすると観測対象への被曝量の増加を招くことになる。逆に低被曝量の線源を用いて再構成画像を生成するとアーチファクトと呼ばれる画像ノイズが重畳されることが診断上の問題となる。この問題は、観測データの情報量がノイズなどの劣化によって不足すること等により引き起こされる。

2. 研究の目的

本研究課題では不足した情報を、画像が持つべき性質（事前知識）を仮定して解決する。自然画像は、ウェーブレットなどの基底表現を用いた場合、少数の基底のみが使われるスパース表現になる性質がある。また、その一方で各基底の係数間には相関が残ることが知られている。スパース表現は各基底の係数が独立であることが仮定として含んでいるので、相関が残るということは、画像の生成モデルとしては未だ不十分であることを示している。しかしながら、この部分に着目して応用に活かした研究はまだ数少ない。本研究では、学習型の基底を用いることにより、相関が残った形でもデータを表現するタイプのスパースモデリングを用いて、CT 画像や PET 画像のノイズ除去を行うことが目的となる。

3. 研究の方法

本研究ではノイズのアーチファクトが強い PET 画像の再構成をターゲットとして、研究計画を立案した。自然画像などの画像とことなり、PET 画像は計測を行うための画像である。そこでまず、PET 画像の再構成画像が、どのような用途で、どのような情報を抽出し、どのように評価するのかを、研究分担者の坂田研究員と相談し、ノイズ除去のための数値指標候補を定めた。次に従来の画像再構成方法手法である FBP 法や、Bayes-FBP 手法がどの程度の性能を示すのかをベースラインとして求めた。

その後、最尤法ベースの手法である、ML-EM 法とそれを高速化させた OS-EM 法をベースに、スパースモデリングの適用を提案した。スパースモデリングは、収集されるデータを、いくつかの基底の形に分解したときに、用いられる基底がごく少数で表されるような系に有効な信号表現方法である。このとき画像に含まれるノイズは、非常に多くの成分にごく弱い信号としてマッピングされるため、弱い基底成分を 0 に落とし、スパース性を担保することにより、ノイズ除去が可能となる。スパースモデリングの手法にはいくつかの手法がある。先行研究としては、画像空間における隣接画素間の画素値の差分が、ほとんどいたるところで 0 であるような性質を活かした Total Variation (TV) 法が、CT 画像のシミュレーションで成果を上げている。一方、画像や信号の表現をいくつかの基底成分に分解することに着目した手法も多く用いられる。この手法の特徴は基底成分と基底にかかる疎な係数を同時推定するような手法が提案されており、こちらも画像再構成においては有効な表現であると考えられた。

このような複数のスパースモデリング手法を検討し、画像再構成モデルに組み込むことで、ノイズ低減がどの程度行えるのかを前述の指標を用いて評価した。

4. 研究成果

初年度に行った研究ではどのような性能指標が良いかを検討した。PET の信号源は放射性同位元素にあるため、時間とともに S/N 比が悪くなっていくため、最初の時刻の再構成画像をベースラインとし、その特性がどの程度維持できるのかを指標として選ぶこととした。対象は、Hoffmann ファントムと呼ばれる脳を模した構造物の PET 実測画像を用いた。図 1 は左から Hoffman ファントムと、それを観測した際に得られるサイノグラム、さらにそれを FBP 法によって再構成した図の例を表している。Hoffmann ファントムは、脳の構造を模しているため、局所的な領域 (Region of Interest: ROI) を適切に切ると、その内部の構造が一樣なものを選び出すことができる。PET を用いた計測では、この画素値がどの程度の放射線源を持つかということ推定することで、放射性同位元素を含んだ化学物質の濃度を定量化する。したがって、構造が一樣な ROI において、画素値は一樣であるべきなので、この ROI 内の画素値の平均値と分散値を指標として用いることとしたその結果 FBP 法は、時間経過とともに分散値が大きくなっていくことが予想通り観測された。これに対して、先行研究で提案した Bayes FBP 法は、事前確率として、周辺の画素の影響を取り込むようなマルコフ確率場 (Markov Random Field) 採用しており、ROI の分散を小さくする効果が期待できた。この手法を Hoffmann ファントムに対して適用した場合、確かにノイズ分散を小さくすることが確認できた。その一方で S/N 比が悪くなるような系においては、分散が小さくなると共に、平均値もちいさくなる傾向が観測され、結果的に化学物質の濃度の定量化にはやや不都合な手法であることが確認された。

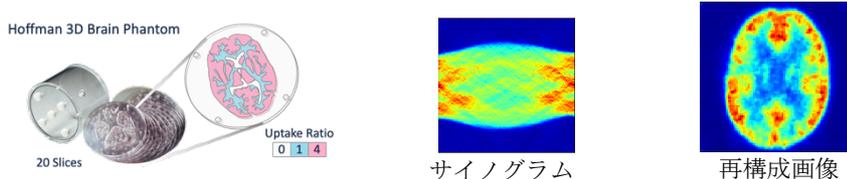


図 1 ファントム、サイノグラムと再構成画像の例

次年度以降の研究では、提案した性能指標が良い値を示すスパースモデリングの開発を行った。医用画像における一つの問題点は十分なデータの収集が見込めないことにある。通常、ノイズ除去のような機械学習タスクにおいて、データの収集が見込めない場合には、どこからか情報を補填する必要がある。前述のTV法は、「隣接画素は似ているべきである」という知識を埋め込むことによってノイズを除去するための知識を補填する手法であり、辞書学習は、他のデータセットが持っている性質を基底に埋め込むことによって情報や知識を補填もしくは転移させるデータ駆動科学的な手法である。我々は PET の画像再構成に対して、サイノグラムと呼ばれる観測データ自体に着目した。PET のサイノグラムを見ると比較的強いノイズが乗っていることがわかるので、このサイノグラムから、ノイズ除去をかけることを試みた。サイノグラムに対しても TV 法などを用いることは可能であるが、TV 法の事前知識である隣接信号の影響をどの程度重くすべきかといったことを事前に決定する必要がある。この「どの程度の強さで TV 法の前知識をいれるのか」といったことを評価するのが難しかったため、ここではデータ駆動科学的な手法である辞書学習を適用することとした。実機からデータを収集することは、難しかった為、PET 画像の順変換である ラドン変換を自然画像に適用し、得られたサイノグラムを学習データとして、辞書学習を適用した。

図 2 に、再構成した画像の例を示す。図中、左側 3 列は、投影数 64 個のサブセットから再構成した例を表し、右側 3 列が投影数 8 個のサブセットから再構成した図を表している。左側 3 列の図は、それぞれ画像空間に TV 法を施した再構成例 (EM-TV)、観測空間に K-SVD を施した再構成例、そして両方の手法を取り入れたデータの再構成例を示している。右側 3 列も同様である。一方、各行は、観測時間を表し、下の行に行くほど S/N 比が悪くなっている。図からわかるとおり EM-TV 法は、最下行では既に細かい構造を消失してしまっていることがわかる。K-SVD 法は、濃度の高いあたりの構造は、もう少し保ってはいるが、TV 法と KSVD 法を組み合わせた手法が視覚評価では、一番良好な再構成を示していると思われる。

視覚による定性評価のみでは、十分な指標とは言えないため、前述の特定 ROI 内の分散の評価を行ったものが図 3 となる。図 3 の左からそれぞれ、画像空間に TV 法を取り入れた手法、K-SVD 法を観測空間にとり入れたもの、そして両方を取り入れたものの分散評価を表している。各グラフ内の横軸は、再構成に用いたサブセット数、縦軸が分散を表している。この定性評価においても TV 法と K-SVD 法を組み合わせた手法は、ROI の分散を下げ、一定領域が小さいブレ幅で再構成できていることが見て取れる。以上のような再構成データから提案した手法が PET 画像の再構成に関して有効であることが示唆できる。

断層画像の再構成技術は医用画像だけでなく、非破壊検査や、材料のチェックと言った課題に用いることができるため、このような技術は今後重要となると考えられる。

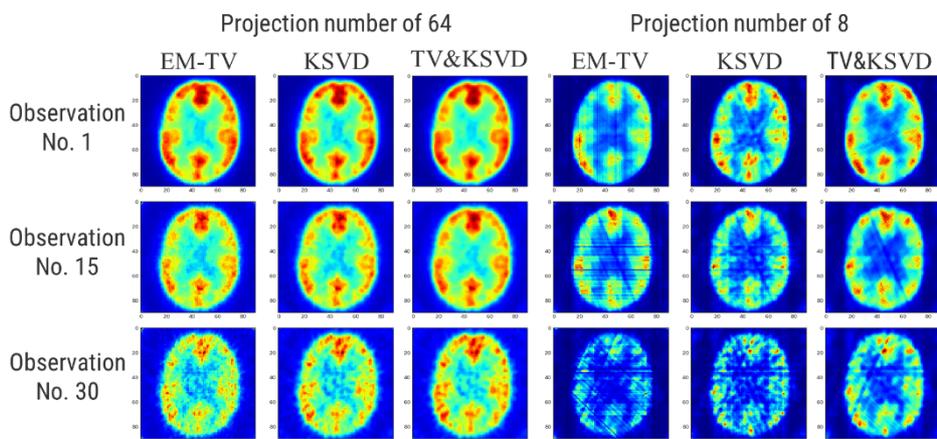


図 2: TV 法, KSVD 法, TV+KSVD 法の比較. 左 3 列は 64 個の投影から再構成したもので、右 3 列は 8 個の投影から再構成したもの。各行は観測時間を表し Observation No.1 は開始直後、No.30 は観測最終時間の再構成図を表す。

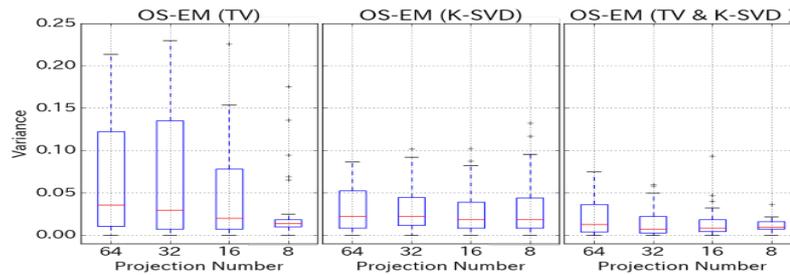


図 3: 分散の評価. 左から TV 法, K-SVD 法, TV 法+K-SVD 法の分散評価を箱ひげ図で表している. 各図中の横軸は投影数を表す.

5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計 6 件)

1. Feature Representation Analysis of Deep Convolutional Neural Network using Two-stage Feature Transfer—An Application for Diffuse Lung Disease Classification, Aiga Suzuki, Hidenori Sakanashi, Shoji Kido, Hayaru Shouno, 情報処理学会論文誌数理モデル化と応用 (TOM), Vol. 11, No. 3, pp. 74 - 83 (2018) (査読有)
2. Simultaneous Estimation of Nongaussian Components and Their Correlation Structure, Hiroaki Sasaki, Michael U. Gutmann, Hayaru Shouno, Aapo Hyvärinen, Neural Computation, Vol. 29, No. 11, 1-38 (2017) (査読有)
https://doi.org/10.1162/neco_a_01006
3. M. Sakata, K. Ishibashi, M. Imai, K. Wagatsuma, K. Ishii, X. Zhou, E. F. J. de Vries, P. H. Elsinga, K. Ishiwata, J. Toyohara. Initial evaluation of an adenosine A2A receptor ligand, 11C-preladenant, in healthy human subjects. J. Nucl. Med., 58(9), pp. 1464-1470, Sep. 2017.
4. M. Sakata, J. Toyohara, K. Ishibashi, K. Wagatsuma, K. Ishii, M.-R. Zhang, K. Ishiwata. Age and gender effects of 11C-ITMM binding to metabotropic glutamate receptor type 1 in healthy human participants. Neurobiol. Aging, 55, pp. 72-77, Jul. 2017.
5. M. Sakata, K. Ishibashi, M. Imai, K. Wagatsuma, K. Ishii, K. Hatano, K. Ishiwata, J. Toyohara. Assessment of safety, efficacy, and dosimetry of a novel 18-kDa translocator protein ligand, [11C]CB184, in healthy human volunteers. EJNMMI Res, 7(1:26), Mar. 2017.
6. 庄野 逸, スパースモデリングの歴史と基本技術, 電子情報通信学会誌, 2016 年 5 月号特集, 99(5), pp. 376-380, May (2016)

[学会発表] (計 5 件)

7. 奥村 直裕, 庄野 逸, 辞書学習を用いた PET 画像再構成, 電子情報通信学会ニューロコンピューティング研究会, NC2018-85, pp221-226, Mar. (2019)
8. Aiga Suzuki, Hayaru Shouno, Generative Model of Textures using Hierarchical Probabilistic Principal Components, Proc. International Conference on Parallel Distributed Processing Techniques and Applications (PDPTA) 2017, Vol. 1, pp. 333-338, Jul. (2017)
9. Satoshi Ono, Makoto Koiwai, Hayaru Shouno, Shoji Kido, Comparison of Feature Selection Method for Diffuse Lung Disease, Proc. International Conference on Parallel Distributed Processing Techniques and Applications (PDPTA) 2017, Vol. 1, pp. 327-332, Jul. (2017)
10. Satoshi Suzuki, Nodoka Iida, Hayaru Shouno, Shoji Kido, Architecture Design of Deep Convolutional Neural Network for Diffuse Lung Disease Using Representation Separation Information, In Proceedings of the International Conference on Parallel and Distributed Processing Techniques and Applications 2016 (PDPTA' 16), Vol. 1, pp. 387-393, Jul. (2016)
11. Makoto Koiwai, Nodoka Iida, Hayaru Shouno, Shoji Kido, Feature Selection for Diffuse Lung Disease using Exchange Markov Chain Monte-Carlo Method, In Proceedings of the International Conference on Parallel and Distributed Processing Techniques and Applications 2016 (PDPTA' 16), Vol. 1, pp. 381-386, Jul. (2016)

〔図書〕（計 1 件）

12. 庄野 逸 他, 藤田 広志 (編), 医用画像ディープラーニング入門, Chapter 1, pp. 2-20, 全 210 ページ, オーム社, Apr. (2019)

〔産業財産権〕

○出願状況（計 0 件）

名称：
発明者：
権利者：
種類：
番号：
出願年：
国内外の別：

○取得状況（計 0 件）

名称：
発明者：
権利者：
種類：
番号：
取得年：
国内外の別：

〔その他〕

ホームページ等

6. 研究組織

(1) 研究分担者

研究分担者氏名：坂田 宗之

ローマ字氏名：Muneyuki Sakata

所属研究機関名：地方独立行政法人東京都健康長寿医療センター

部局名：東京都健康長寿医療センター研究所

職名：研究員

研究者番号（8 桁）：00403329

(2) 研究協力者

研究協力者氏名：

ローマ字氏名：

※科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。