

令和 5 年 5 月 25 日現在

機関番号：13802

研究種目：若手研究

研究期間：2020～2022

課題番号：20K16755

研究課題名（和文）深層学習と圧縮センシングを融合した高速肝磁化率マッピング開発と臨床的有用性の確立

研究課題名（英文）Development and clinical evaluation of fast quantitative susceptibility mapping for the liver using deep learning and compressed sensing

研究代表者

舟山 慧（Funayama, Satoshi）

浜松医科大学・医学部附属病院・診療助教

研究者番号：40790449

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,300,000円

研究成果の概要（和文）：臨床的に得られた肝MRI画像を後ろ向きに収集し、深層学習と圧縮センシングを融合した高速MRI画像再構成法の開発を行った。開発手法により再構成した画像の基礎的画質評価、放射線診断専門医による画質評価を行った。開発手法による画像は従来法に比較して優れた画質を示した。開発手法による肝定量的磁化率マッピング画像の撮像を行ったが、研究期間内では肝磁化率画像の臨床的有用性を見いだすことはできなかった。

研究成果の学術的意義や社会的意義

深層学習と圧縮センシングを融合した画像再構成手法は従来法に比較して少ない情報量から良好な画質を示すことが明らかとなった。より短時間の呼吸停止による腹部MRIが実現できる可能性がある。

研究成果の概要（英文）：Clinically obtained liver MRI images were collected retrospectively to develop a fast MRI image reconstruction method that combines deep learning and compressed sensing. Basic image quality evaluation of the images reconstructed by the developed method and image quality evaluation by a diagnostic radiologist were performed. The images reconstructed by the developed method showed superior image quality compared to the conventional method. Liver quantitative susceptibility mapping images were acquired by the developed method, but the clinical usefulness of the liver susceptibility images could not be found within the study period.

研究分野：放射線診断学

キーワード：MRI 肝臓 深層学習

1. 研究開始当初の背景

定量的磁化率マッピングは物質の磁性を定量的に表す指標である磁化率の分布を、MRI を使って画像化する手法である。Multi-echo gradient echo シークエンスを用いて複数の TE (echo time) における位相画像を作成し、位相画像から得られる位相シフトの空間分布を基に、磁気双極子によって生じる磁場分布の逆問題を解くことで磁化率の空間分布を推定する。従来 MRI で利用されてきたパラメータである T1 値や T2 値、プロトン密度、拡散現象などとは異なる全く新しいパラメータである。

定量的磁化率マッピングは頭部で主に頭部領域で臨床応用が進み、肝臓領域での検討は限られていた。肝臓領域での定量的磁化率マッピングを阻んできた大きな因子は脂肪(トリグリセリド)の存在である。肝臓は人体最大の代謝臓器であり正常肝～脂肪肝に至るまで種々の程度で組織内に脂肪成分を含有している。脂肪は MRI における画像化対象であるが、化学シフトの存在により、MRI での最大の画像化対象である水分子に比較して低い、複数の共鳴周波スピークを有することが知られている。MRI 画像上は位相画像での位相シフトとしてその影響が現れるため、同じく位相シフトを原理としている定量的磁化率マッピングの大きな交絡因子として働く。近年、脂肪の multi-peak model を用いた高精度な水脂肪分離手法が肝定量的磁化率マッピングにも応用された(S. Sharma, et al. *Mag. Res. In Med.*, 2017)。しかし、撮像時間が長く、高い空間分解能を達成することが難しいという課題を抱えている。

そこで本研究では高速 MRI 撮像を達成するための再構成手法として注目されている圧縮センシングと深層学習の両方を組み合わせることで高速な肝 MRI を実現し、これによる肝定量的磁化率マッピング画像の撮像を試みた。

2. 研究の目的

本研究では深層学習と圧縮センシングの融合による超高速肝定量的磁化率マッピングの開発と肝画像診断における有用性を確立するため 2 つの目標を設定した。

高分解能な肝定量的磁化率マッピングの実現

深層学習と圧縮センシングを融合した MRI 画像再構成手法の開発を行い、その画質評価を行う。臨床撮像に向けた条件検討なども加えて行う。

磁化率という新たな定量的画像バイオマーカーの創出

臨床症例で開発手法による肝定量的磁化率マッピング画像の撮像を行い、臨床的有用性について検討を行う。

3. 研究の方法

高分解能な肝定量的磁化率マッピングの実現

高速撮像を達成するための画像再構成手法として深層学習と圧縮センシングを用いた画像再構成手法を肝 MRI に適用する。基礎となる深層学習ネットワークには MoDL (Aggarwal HK, et al. *IEEE Trans Med Imaging.* 2019;38(2):394-405.) を用いた。

本研究ではこのネットワークの層を増加させるため folded image training strategy (FITS) 法を考案した。通常の深層学習ネットワーク学習ではメモリ削減や、学習データを増加させる目的で image cropping が行われることが多い。これは画像の中の小さな領域(典型的には正方形)をネットワークの受容野のサイズに合わせてランダムに小さく切り出す手法である。一方、本研究で用いるネットワークは、その計算過程で MRI 撮像から得られた k-space 情報が活用されるため、image cropping を適用しようとする k-space の情報が失われてしまうという問題に直面する。FITS 法ではこの問題を克服するため、画像空間ではなく k-space で等間隔アンダーサンプリングを行う事で画像サイズを間引き方向に $1/n$ にする。これにより画像サイズを取得した k-space の一部をそのまま小さくすることに成功した(図 1)。

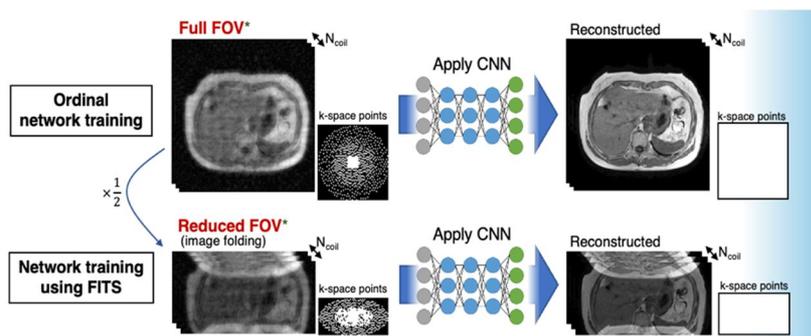


図 1 FITS の概要

ネットワーク学習には連続 142 例から抽出された 122 例の肝臓 T1 強調画像を用いた。感度マップの推定には ESPIRiT (Uecker M, et al. *Magn. Res. in Med.*, 2014;71(3):990-1001.) を用いた。k-space のアンダーサンプリングは 0.167 から 0.250 で倍率を変化させて行った。

画質評価は定量的評価と定性的評価を行った。定量的評価には肝実質の signal-to-noise ratio (SNR)と spleen-to-liver signal intensity ratio (SLR)を算出した。定性評価として3名の放射線診断専門医による視覚評価を行った。比較対象として圧縮センシング (total variation-based) のみを用いた画像を使用した。

磁化率という新たな定量的画像バイオマーカーの創出

開発手法を用いて肝定量的磁化率マッピング画像の再構成を行い、肝実質の磁化率値の算出を行う。測定は磁化率マッピング画像上で肝実質に門脈を避けるように関心領域を設定し、関心領域内の平均値を測定値とした。対象は肝 Gd-EOB-DTPA 造影 MRI を受けた臨床例 10 例とした。肝実質の磁化率が肝 Gd-EOB-DTPA 造影 MRI の肝細胞相における肝実質への造影剤取り込みの程度を予測することができるかどうかを線形回帰モデルにより検討した。

4. 研究成果

高分解能な肝定量的磁化率マッピングの実現

定量的評価では FITS を用いた画像再構成 (FITS-iMoDL) の SNR が 19.84 ± 4.88 (mean \pm SD) で、参照画像 (17.49 ± 4.01) や圧縮センシングのみを用いた画像 (CS; 15.86 ± 3.84) で有意に FITS-iMoDL が高値を示した ($p < 0.0001$)。SLR は FITS-iMoDL (1.25 ± 0.23) と CS (1.25 ± 0.23) が参照画像 (1.31 ± 0.23) に対して低値を示していたが、同等性検定では有意に同等という結果であった (同等性幅=0.1, $p < 0.0001$)。

放射線診断専門医による視覚評価では肝辺縁の鮮鋭度、吸いの描出、病変描出、ノイズの少なさ、アーティファクト、ブラーリング、全体画質の各項目で FITS-iMoDL は CS 法に比較して有意に良好な画質スコアを示した (図 2)。肝内の脈管描出については 2 手法間で有意な差は認められなかった。肝転移を有する症例では FITS-iMoDL 法で CS 法に比較して病変内に介在する隔壁様構造が良好に再現されていた。

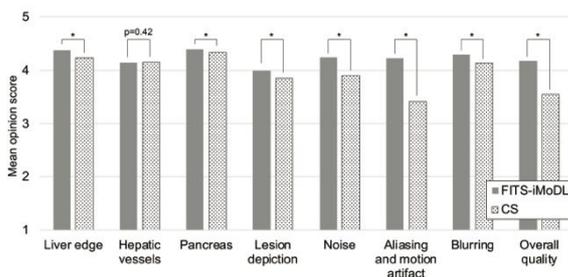


図 2 定性評価

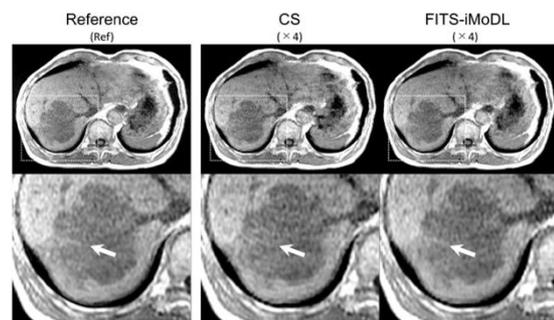


図 3 症例提示

磁化率という新たな定量的画像バイオマーカーの創出

10 例で定量的磁化率マッピング画像の再構成を試みたが半数の 5 例では計算エラーにより磁化率画像が得られなかった。画像が得られた 5 例で肝実質の磁化率値と肝細胞相の肝実質の信号値の間には有意な相関は認められなかった。より多くの症例数での検討が望まれたが、研究期間内では計算エラーを解消して安定的に定量的磁化率マッピング画像を得ることはできなかった。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 1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 Funayama Satoshi, Motosugi Utaroh, Ichikawa Shintaro, Morisaka Hiroyuki, Omiya Yoshie, Onishi Hiroshi	4. 巻 -
2. 論文標題 Model-based Deep Learning Reconstruction Using a Folded Image Training Strategy for Abdominal 3D T1-weighted Imaging	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 Magnetic Resonance in Medical Sciences	6. 最初と最後の頁 -
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.2463/mrms.mp.2021-0103	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 -

〔学会発表〕 計4件（うち招待講演 2件/うち国際学会 1件）

1. 発表者名 Satoshi Funayama, Utaroh Motosugi, Shintaro Ichikawa, Hiroyuki Morisaka, Yoshie Omiya, Hiroshi Onishi
2. 発表標題 Model-based deep learning reconstruction using folded image training strategy (FITS) for abdominal 3D T1-weighted images
3. 学会等名 第49回日本磁気共鳴医学会大会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 Satoshi Funayama, Tetsuya Wakayama, Hiroshi Onishi, and Utaroh Motosugi
2. 発表標題 FITs-CNN: A Very Deep Cascaded Convolutional Neural Networks Using Folded Image Training Strategy for Abdominal MRI Reconstruction
3. 学会等名 ISMRM2020（国際学会）
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 Satoshi Funayama
2. 発表標題 Meet the teacher13: AI Hands-on Let's try your AI in the MR image processing
3. 学会等名 JSMRM（招待講演）
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 Satoshi Funayama
2. 発表標題 AI Zoo in Diagnostic Radiology
3. 学会等名 FCA webinar in 東海 (招待講演)
4. 発表年 2022年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

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
---------------------------	-----------------------	----

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------