

論文の内容の要旨

専攻名 システム創成工学専攻

氏名 大内 翔平

医用画像診断装置である核磁気共鳴映像法(MRI)は、生体に非侵襲かつ高品質な撮像が行える反面で撮像には時間を要する課題がある。撮像時間を短縮するために圧縮センシングの理論を応用し、少数の観測信号から画像を再構成する方法が検討され、一部は実用化されている。一方で、圧縮センシングを応用する場合に画像再構成処理の長時間化や画像が人工的な様相になる課題があった。

これらの課題に対応すべく、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)からなるディープラーニングを利用したMR画像の再構成が検討されている。CNNによれば、学習によりパラメータを最適化できるため、数理的な反復的処理が不要となり、高速かつ高品質な画像の再構成が期待できる。少数の観測信号から画像を再構成する場合に、学習を通してCNNにより再構成を実現する方法と、スパース性の仮定の下で反復的に解に漸近する再構成法とは、得られる画像や再構成条件に本質的な差が生じる可能性がある。そこで、本研究では、これまで十分に明らかにされてこなかった二通りの再構成法の特徴について検討を行った。また、CNNを利用する再構成手法に関して、これまで多くの方法は理想的な条件である輝度値のみをもつ実関数画像を想定していた。しかしながら、一般にMRIで得られる画像は、位相情報を含んだ複素画像であり、複素画像を考慮したCNN再構成法は十分に検討されていない。

本論文では、はじめに実関数型のCNNを用いて画像空間上で再構成を行うDeep Residual Learning-CNN (DRL-CNN)について検討を行った。DRL-CNNと既存の数理的再構成法を、MR信号の間引きを行う次元数や信号量、間引きのランダム性の観点から比較検討し、CNNによる再構成法の特徴や適した信号収集パターンを調査した。つぎに、DRL-CNNの検討で明らかになったCNN再構成法の性質を利用して、実関数型のCNNで複素画像を再構成する手法を提案した。信号を間引き収集する際に、信号空間の原点に対して対称となるように信号収集点を与えると、位相分布を求めることなく複素画像の実部と虚部をそれぞれ独立に再構成することが可能となる。本研究では、CNN再構成法がランダム性の低い信号間引き法に対して頑健である性質を利用し、上述の間引き法をCNN再構成に導入し、実関数型のCNNを用いた再構成法の有効性を検討した。

本論文は序論から結論までの7章で構成される。

第1章の序論では、本論文の研究背景と目的についてまとめている。まず、MRIにおける撮像の長時間化と、撮像時間の短縮化法である圧縮センシングが有する課題点について述べる。また、近年提案されている、再構成処理にCNNを導入する手法の利点と課題点を述べ、本研究の位置づけと目的を明らかにする。

第2章では、本研究を行う上で関連するMRIの基礎的事項について概説する。まず、MRIによ

る撮像を可能とするNMR現象とMRIの撮像法について述べる。つぎに、本研究において特に重要となる、信号空間および複素MR画像について概説する。最後に、圧縮センシングの原理と、画像再構成処理に必要となる反復的解法について述べる。

第3章では、深層学習の基礎となるパーセプトロンとニューラルネットワークの概要や、ネットワークを学習するための手法について概説する。

第4章では、CNNを用いたMR画像の再構成法について、先行手法や関連手法を特徴ごとに分類してまとめている。また、本研究で提案する、実関数画像を想定したCNN再構成法であるDRL-CNNと、複素画像を想定したCNN再構成法の概要と具体的な処理内容について述べる。

第5章では、DRL-CNNを用いた実関数画像の再構成シミュレーションの結果を述べる。シミュレーションでは、実際のMRIで撮像された実関数画像のデータセットを使用して、DRL-CNNの層数と受容野の関係、信号間引きを行う次元数や学習枚数および収集信号量の違いによる再構成像の品質の関係を検討した。また、数理的再構成法において必要とされる収集パターンのランダム性とCNN再構成法との関係を明らかにするため、ランダム収集領域と等間隔収集領域を混合したパターンを用いた再構成を行った。その結果、CNN再構成法ではランダムな信号間引き法は必ずしも必要ではなく、規則的かつランダム性の低い信号間引き法を利用する場合に数理的再構成法を上回る品質の再構成像が得られることが明らかとなった。

第6章では、実関数型のCNNで複素画像の再構成を行う再構成シミュレーションの結果を述べる。人工的に位相を付与した画像および臨床で得られたさまざまな位相変化を有する画像を用いたシミュレーションにより、本方法は位相の複雑さに対して頑健であり、被写体構造や位相分布を良好に復元できる手法であることが明らかになった。

第7章の結論では、論文全体の総括と今後の課題について述べる。