

# 卒業論文概要書

2020年2月提出

|      |                                     |    |       |      |            |
|------|-------------------------------------|----|-------|------|------------|
| 所属学科 | 応用物理学科                              | 氏名 | 豊田 貴也 | 学籍番号 | 1Y16B063-2 |
| 研究題目 | 機械学習を用いた超低被爆<br>フォトンカウンティング CT への挑戦 |    |       | 指導教員 | 片岡 淳       |

## [研究目的・背景]

X線CTは人体を傷つけることなく人体内部の情報を知ることができるイメージング技術となっており、現代医療の根幹をなしている。しかしながら、従来CTでの信号の読み出しは一定時間積分した電流モードであるため、被爆量は一回の撮影で約10mSvと高く、正確な物質同定およびアーチファクトの除去も困難となっている。こうした問題を解決するため、個々のX線光子のエネルギーを取得することで多色CT撮影を可能としたフォトンカウンティングCT (PC-CT)の研究が世界的に進んでいる。一般的にはCZTなど半導体検出器を用いた直接変換型が提案されているが、我々は低コストかつ従来CTのノウハウを最大限に活用可能な、間接型PC-CTシステムの開発を進めている。

本研究ではPC-CTにより取得した画像に対し、機械学習を適用することで、さらなる低被爆化に挑戦した。具体的には、低線量下の撮影で取得した統計量の少ないCT画像に対して機械学習の一種である超解像技術を適用することにより、高線量下での撮影に相当するCT画像を生成した。そして、超解像技術により生成されたCT画像に対してCNRを用いることで、定量的な評価を行った。また、生成されたCT画像を用いてK-edge imaging画像を取得し、低線量下で取得したCT画像のものと比較を行った。

## [超解像]

今回用いた機械学習の一種である超解像について説明する。

I. はじめに高解像度画像と低解像度画像のデータセットを用意する。そしてそれらからパッチを抜き取り行列に詰めていく。

$$A_H = [P_1^h, P_2^h, P_3^h \dots P_{st}^h]$$

$$A_L = [P_1^l, P_2^l, P_3^l \dots P_{st}^l]$$

$$\left[ \begin{array}{l} P_i^h : \text{高解像度画像の}i\text{番目のパッチ} \\ s : \text{画像の枚数} \\ t : \text{抜き出したパッチの総数} \end{array} \right]$$

II. 以下の最適化問題を解くことにより低解像度のdictionary  $D_L$  及びスパースな行列  $C^*$  を取得する。

$$C^*, D_L^* = \operatorname{argmin}_{C, D_L} \|A_L - D_L C\|_2^2$$

また、取得した  $C^*$  を用いることで高解像度画像のdictionary  $D_H$  も取得する。

III. 統計量の少ないテスト画像を  $D_L$  を用いて表し、この  $D_L$  を  $D_H$  に置き換えることにより超解像度(SR)画像を生成する(図1)。

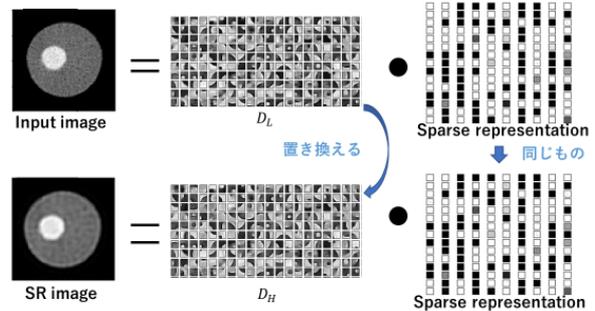


図1 超解像の原理

## [超解像画像の定量評価]

今回はテスト画像として、水ファントム中にヨードとガドリニウム(それぞれ 10mg/ml)の造影剤ファントムを設置し、CT画像を取得した。そして、そのテスト画像に超解像を適用して取得した超解像画像とテスト画像の比較を行った(図2)。今回はテスト画像の4倍の統計量を持つ画像とも比較を行い、超解像画像の改善を確認した。CNRを用いた評価によると、超解像画像はテスト画像や高解像度画像よりも良いコントラストを得ることができた。

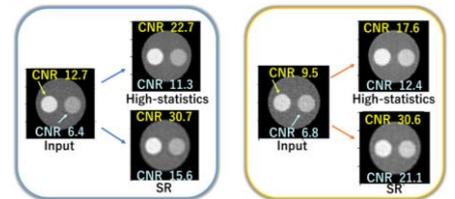


図2 CT画像の比較

## [K-edge imaging 画像の比較]

ヨードとガドリニウムのK-edge imaging についても比較を行った(図3)。

(A)~(C)がヨードのK-edge imaging、(D)~(F)がガドリニウムのK-edge imagingを示している。図3によると、ヨードとガドリニウム共に超解像画像のK-edge imagingが視覚的に改善していることが確認できる。

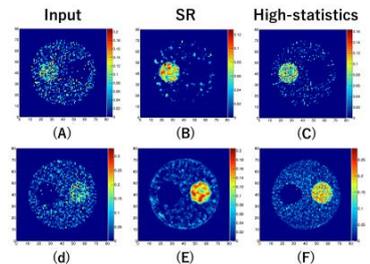


図3 k-edge imaging

## [まとめと今後の展望]

機械学習の一種である超解像を用いることにより、統計量の少ない画像から高い統計量に相当する画像を生成することに成功した。

今後は深層学習などを用いて更なるCT画像の改善に取り組んでいきたい。