

## 深層学習による拡散強調画像からの前立腺癌検出手法の検討 A Study on Prostate Cancer Detection Method from Diffusion-Weighted Images using Deep Learning

中吉 航平<sup>†</sup> 鈴木 昭弘<sup>†</sup> 川上 敬<sup>†</sup> 菊池 明泰<sup>†</sup> 和田 直史<sup>†</sup> 大江 亮介<sup>†</sup> 竹沢 恵<sup>†</sup>  
笹尾 拓巳<sup>‡</sup> 中谷 聡<sup>‡</sup> 坂 丈敏<sup>‡</sup>

Kohei Nakayoshi Akihiro Suzuki Takashi Kawakami Akihiro Kikuchi Naohumi Wada  
Ryosuke Ooe Megumi Takezawa  
Takumi Sasao Satoshi Nakatani Taketoshi Saka

### 1. はじめに

2014 年度の男性における癌患者のうち前立腺癌の罹患数は、胃・肺・大腸に次いで第 4 位という結果[1]にある。また、前立腺癌の罹患率は近年増加傾向[2]にある。前立腺癌は比較的進行が緩やかであり早期発見により完治可能な癌であるが、初期段階において自覚症状がほとんどないため発見が遅れやすい。また筋層まで達した進行癌状態では骨転移が生じやすいため、早期発見・治療が重要となる。

一般的な前立腺癌の診断プロセスは図 1 のようになっている。特に確定診断である針生体検査では 2 次スクリーニングでの画像検査の結果をもとに癌の位置を確認してから行われる。一方でこの画像検査に用いられる MRI 画像の診断には経験を積んだ読影者が必要であり、近年この読影者の不足が懸念されている。そこで本研究では、深層学習を用いた癌領域の検出により読影者の支援を目指す。

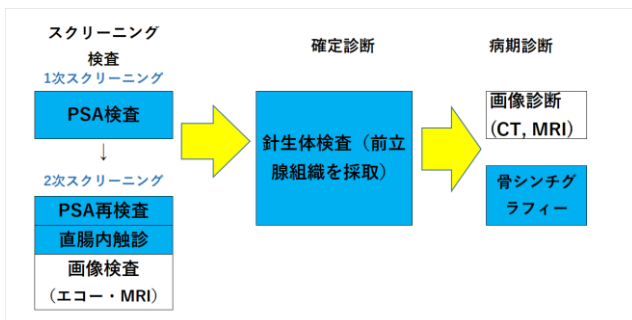


図 1 前立腺癌診断プロセス

### 2. MRI(MagneticResonanceImaging)

MRI による体内情報の画像化は、水素原子核の共鳴現象を電気信号に変換し画像化を行う。信号強度は水素原子核の密度に作用され、高密度であるほど高信号となる。図 2 に MRI の画像例を示す。図中心部の枠内が前立腺領域である。MRI は図のように複雑であり、癌の見分けには診断者の経験が重要となる。そこで Deep-Learning の学習により癌の特徴抽出が可能となれば、癌診断の補助に有用であると考えられる。MRI の撮影法には様々な種類があるが、本研究で用いた撮影方法は DWI(拡散強調 MRI)である。DWI は組織内の水素原子の動きを利用した撮影方法であり、画像では水分の動きが抑制されているほど高信号を発する。

<sup>†</sup> 北海道科学大学 Hokkaido University of Science

<sup>‡</sup> 坂 泌尿器科 Saka Hospital of Urology

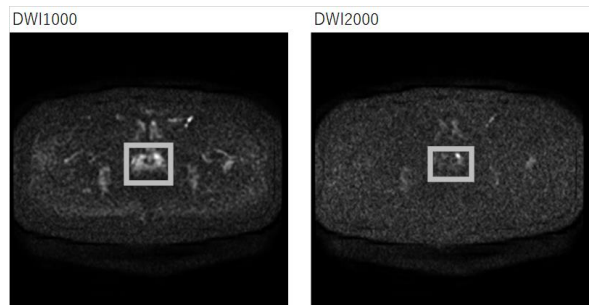


図 2 DWI 画像例

また、DWI には b-factor と呼ばれる拡散の強調度合いを示す係数があり、値が大きいほど拡散の強調された画像となる。図 2 に b-factor=1000 と b-factor=2000 の 2 つの画像を示す。DWI1000(b-factor=1000)の画像に対して、DWI2000 ではより拡散の強い領域が絞られている。

### 3. 実験

#### 3.1 実験のねらい

本研究に用いた MRI の元画像は前立腺部分を含む胴体の輪切画像である。この画像から癌領域を検出するためには、前立腺部分を細かくグリッド状に分割することが望ましい。しかし、このグリッドの最適なサイズは不明である。また各グリッドに対して癌の有無をラベル付けているが、「癌あり」とするのに最適なグリッド内の癌の面積も不明である。さらに、グリッド上の端で癌を捉えた画像では癌が小さすぎることが懸念される。そのため、癌をグリッドの中心に寄せる必要があり、このときの癌を判定する「中心のサイズ」についても検証が必要である。実験ではこれらの「グリッドサイズ」と「癌あり」とする癌の大きさ、癌を判定するための「中心サイズ」の 3 つの組み合わせについて検証を行い、最適な組み合わせを明らかにする。

#### 3.2 データセットについて

学習に用いたデータは前立腺癌罹患患者 39 名の下腹部の画像である。また患者一人あたりの画像は、膀胱下部から前立腺下部までの各断面を捉えた画像になっている。各断面の画像に対して 56×56 px の前立腺部分の切り出しを行い、各切り出し画像に対してさらにグリッド状の分割を行った。データのラベル付けは各グリッドに対して行い、「癌あり」を 1、「癌なし」を 0 としてラベルを付けている。図 3 は 14×14 px のグリッドを生成する例である。図のように前立腺拡大画像の左上から右下までをいくつかのパターンで分割した。また、グリッド上に癌を含む部分では 1px ごとに、

癌を含まない部分では 7px ごとにグリッドを生成している。図 4 枠内のコントラストが明るい箇所が癌の領域である。

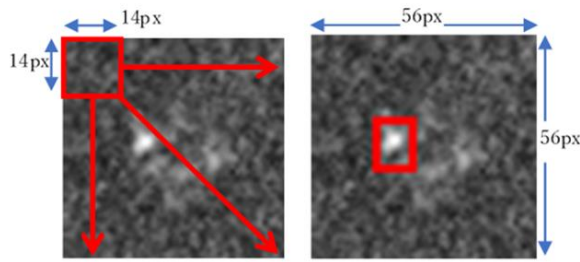


図 3 画像の切り出し 図 4 癌領域

### 3.3 ネットワークについて

学習ネットワークは VGG16[3]の ImageNet による学習済みモデルを使用して転移学習を行った。VGG16 ネットワークの畳み込み 13 層+全結合 3 層のうち、畳み込み層の重みを固定とし、全結合層部分を Global-Average-Pooling → Dense(ReLu)→Dense(soft-max)のようにして再学習を行った。各パラメータは Batch-Size=30, epoch=200 とした。

### 3.4 実験の内容

検証項目は図 5 の通りである。グリッドサイズについて 2 パターン、中心サイズについて 3 パターンずつ、癌のサイズを 3 パターン、これらについての計 18 項目の実験を行った。また各検証をランダムに選択した 3 つのデータセットパターンを用いて検証を行った。

|         |       |     |     |     |     |     |       |     |     |
|---------|-------|-----|-----|-----|-----|-----|-------|-----|-----|
| グリッドサイズ | 7×7   |     |     |     |     |     |       |     |     |
| 中心サイズ   | 3×3   |     |     | 5×5 |     |     | 7×7   |     |     |
| 癌サイズ    | 3px   | 6px | 9px | 3px | 6px | 9px | 3px   | 6px | 9px |
| グリッドサイズ | 14×14 |     |     |     |     |     |       |     |     |
| 中心サイズ   | 4×4   |     |     | 6×6 |     |     | 10×10 |     |     |
| 癌サイズ    | 3px   | 6px | 9px | 3px | 6px | 9px | 3px   | 6px | 9px |

図 5 検証項目

## 4. 実験の結果

各グリッドサイズにおいて癌を最も正しく判別していた際の結果を図 6 に示す。再現率は癌を正しく予測した割合を示し、適合率は癌ありと予測した結果がどれだけ正しかったかを示す。また、F 値は再現率と適合率の調和平均を示している。図 7 に F 値が最大・最小のときの混同行列を示す。混同行列は横軸に予測の「癌あり、癌なし」、縦軸に正解ラベルの「癌あり、癌なし」を示している。この結果から高い確率でグリッド状に分割した画像から、癌が含まれる画像を判別していることがわかる。また、図 8、図 9 の学習曲線から、両方の検証では学習が良好に行われていることがわかる。

| グリッド  | 中心サイズ | 癌サイズ | 再現率     | 適合率     | F 値     |
|-------|-------|------|---------|---------|---------|
| 7×7   | 3×3   | 6px  | 0.96792 | 0.93721 | 0.95222 |
| 14×14 | 4×4   | 6px  | 0.96389 | 0.90794 | 0.9346  |

図 6 再現率・適合率・F 値 (平均)

|         |     |         |        |         |        |
|---------|-----|---------|--------|---------|--------|
| グリッドサイズ |     | 7×7     |        | 14×14   |        |
|         |     | Predict |        | Predict |        |
| F 値最大   | ラベル | 1       | 0      | 1       | 0      |
| TRUE    | 1   | 0.9932  | 0.0068 | 0.9815  | 0.0185 |
|         | 0   | 0.0659  | 0.9341 | 0.0832  | 0.9168 |
| F 値最小   | ラベル | 1       | 0      | 1       | 0      |
| TRUE    | 1   | 0.9326  | 0.0674 | 0.9143  | 0.0857 |
|         | 0   | 0.0764  | 0.9236 | 0.0874  | 0.9126 |

図 7 混同行列

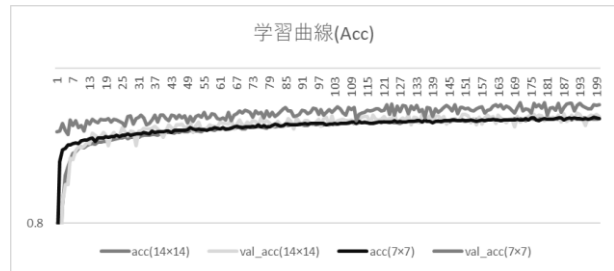


図 8 学習曲線(Loss,Val-Loss)

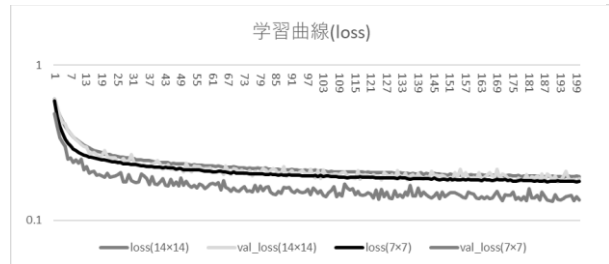


図 9 学習曲線(Acc,Val-Acc)

## 5. おわりに

実験の結果から本研究の手法における癌検出に最適なデータセットの条件を明らかにした。今後の展望としては、この手法により適切に癌領域の診断を行うことができるかを確認するため、本手法を用いた診断機の作成を行う。また、学習曲線の acc, loss, val\_acc, val\_loss からはまだ学習の伸びが見られ、Epoch 数などのハイパーパラメータに関する調整が必要である。

まだ本研究は発展段階にあるが、より高い精度で癌を検出可能となれば、2 重の診断による誤診断の軽減やスクリーニング検査に用いることによる医師の負担の軽減などが見込めると考える

### 参考文献

- [1]アストラゼネカ株式会社 What's?前立腺癌「疫学～前立腺癌は増えている?～」(https://www.zenritsusen.jp/epidemiology/), (2020年1月3日)
- [2]国立がん研究センター「口動態統計によるがん死亡率データ(1958年～2017年)」(https://ganjoho.jp/regstat/statistics/stat/summary.html),(2019年05月16日)
- [3]Karen Simonyan, Andrew Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition", ICLR, 2015.