

研 究 報 告 書  
平成 29 年度：B 課題

令和 2 年 5 月 30 日

公益財団法人

理事長 堀 田 知 光 殿

研究施設 東北大学病院

住 所 宮城県仙台市青葉区星陵町 1-1

研究者氏名 高山 佳樹



(研究課題)

前立腺がんに対するオンライン適応放射線治療確立に向けた高精度かつ迅速な自動輪郭抽出システムの開発

---

平成 30 年 2 月 2 日付助成金交付のあった標記 B 課題について研究が終了致しましたのでご報告いたします。

## 研究の背景と目的

がん治療の3本柱の一つとされる放射線治療の技術発展は著しい。近年の技術発展が実現した、強度変調放射線治療技術(IMRT)は急峻な線量勾配の形成により、腫瘍への優れた線量集中性と正常組織の線量低減を可能とする技術である。しかしながら、治療計画時と治療時の間に生じる腫瘍・正常臓器の臓器変動(位置・形状・サイズ)に極端に弱いという欠点がある。この解決策として、治療時の臓器位置を元にその場で治療再計画することで臓器変動を考慮するオンライン適応放射線治療が提唱されてきた。しかしながら、治療再計画に必要な臓器輪郭情報を治療時の患者CT画像に手動描出する時間は2時間と長く、通常の治療時間20分と比べて非常に長い問題がある。また、治療時に取得される患者CT画像(CBCT画像)は治療計画時のCT画像(治療計画CT画像)と比べて画質が大きく異なり、CBCT画像への輪郭情報の描出が難しい問題があった。我々は、これまでに治療した患者さんの治療計画CT画像をCBCT画像に近づけた疑似CBCT画像を用いて自動輪郭システムを構築することでこの問題を解決できると考えた。

本研究の目的は、治療計画CT画像を用いてCBCT画像に対する自動輪郭抽出システムの構築を行うことである。

## 研究結果

最初に、計画CT画像のみを用いた人工知能ベースの自動輪郭抽出システムの構築を行い、人工知能ベースの自動輪郭抽出システムの妥当性を評価した。使用したネットワークはU-netと呼ばれる、自然画像学習および医学画像においてセグメンテーションの報告が多数されている、実績のあるネットワークを使用した。そのネットワーク構造を図1に示す。Inputには学習時にはCT画像と臓器輪郭画像(正解ラベル)を入力し、Outputの予測輪郭画像(予測ラベル)が正解ラベルに一致するように学習を行う。精度評価時には、InputにCT画像のみを入力し、Outputとして得られた予測ラベルが正解ラベルとどれだけ一致するかの評価を行った。図1内の数値はチャンネル数を示す。これは、CT画像から予測ラベルを作成する際にどれだけの特徴量マップを作成するかを表し、ネットワークの精度に影響する。今回は、深層学習に使用したパソコンのGPUメモリの制約上、通常のU-netのチャンネル数の1/2とし、メモリ削減を行っている。

治療計画CT画像を用いて構築した自動輪郭抽出システム(CTモデル)を用いて治療計画CT画像上に描出された輪郭の一例を図2に示す。図2はうまくいった一例を示しており、左から治療計画CT画像、正解ラベル、予測ラベルの順であり、3枚とも同じ断面位置での画像を示し、ラベルについて緑が膀胱、青がCTV、黄色が直腸、紫は背景(該当輪郭なし)を示している。各臓器について、形状、位置、大きさともに良好な一致を示していることが分かる。次に、CTモデルを用いた治療計画CT画像上の輪郭抽出でうまくいかなかった例を図3に示す。膀胱の腹側にある腸管(直腸でない)をうまく識別でき、膀胱の輪郭もうまく描出出来ている一方で、直腸の輪郭抽出がうまくいっていない。これについては、該当の断面位置が放射線治療に用いる直腸の輪郭の抽出範囲の上端であったことが影響していると考えられる。CTモデルを用いた治療計画CT画像上の臓器輪郭に対するダイス係数を図4に示す。横軸は各臓器を示し、縦軸はダイス係数の値を示し、棒グラフは全体の平均値、エラーバーは標準偏差を示している。ダイス係数は輪郭の一致度を示す指標で、1に近いほどよく一致していることを示す定量的な評価指標である。各臓器で0.8程度の良好な一致を示している。特に、膀胱は0.9程度の高い一致を示している。一方で、CTVは他の二つの臓器よりも低いが、これはCTVの一部である精嚢の位置が患者毎に異なる点、CT画像上で判別が他の臓器に比べて難しい点が影響していると考えられる。

次に、CTモデルを用いてCBCT画像上に輪郭抽出した結果の一例を図5に示す。左からCBCT画像、正解ラベル、予測ラベルを示す。治療計画CT画像との画質の違いにより、予測ラベルでは筋肉を膀胱として誤って輪郭描出していることが分かる。また、直腸の輪郭抽出もうまくいっていないことが分かる。次に、CTモデルを用いたCBCT画像上の臓器輪郭に対するダイス係数を図6に示す。縦軸はダイス係数の値を示し、棒グラフは全体の平均値、エラーバーは標準偏差を示している。図4と比較し、ダイス係数の値が大きく低下している

ことが分かる。これは、当初我々が想定していた、CT モデルでは CBCT 画像の描出がうまくいかないという仮説を再現する結果となった。

次に、CT 画像を CBCT 画像の画質に近づける処理を行った。CT 画像上にガウシアンノイズ(ホワイトノイズ)を付加し、CBCT 画像の画質に近づけた画像(CTgauss)を図 7 に示す。図 5 の CBCT 画像と比較し、視覚的にも画質が近づいていることが分かる。

この CTgauss を用いて再度人工知能ベースの自動輪郭描出システムの構築を行った (CTgauss モデル)。そして、CTgauss モデルを用いて CBCT 画像上に描出された輪郭の一例を図 8 に示す。先ほどの図 5 と比較し、各臓器の位置、形状が正解ラベルに近づいていることが分かる。他のスライスでも、筋肉を誤って輪郭描出しているスライスは見られなかった。次に、CTgauss モデルを用いた CBCT 画像上の臓器輪郭に対するダイス係数を図 9 に示す。CT モデルを用いた CBCT 画像上への輪郭描出のダイス係数(図 6)と比較し、各臓器でダイス係数の平均が大きく向上する結果となった。これにより、CT 画像の画質を CBCT 画像の画質に近づけることで、輪郭描出の精度が向上することが分かった。

しかしながら、ダイス係数の平均は 0.4 程度であり、臨床で使用するには十分でない精度であるため、CT 画像の画質を CBCT 画像の画質に近づけるべく更なる検討を行う予定である。

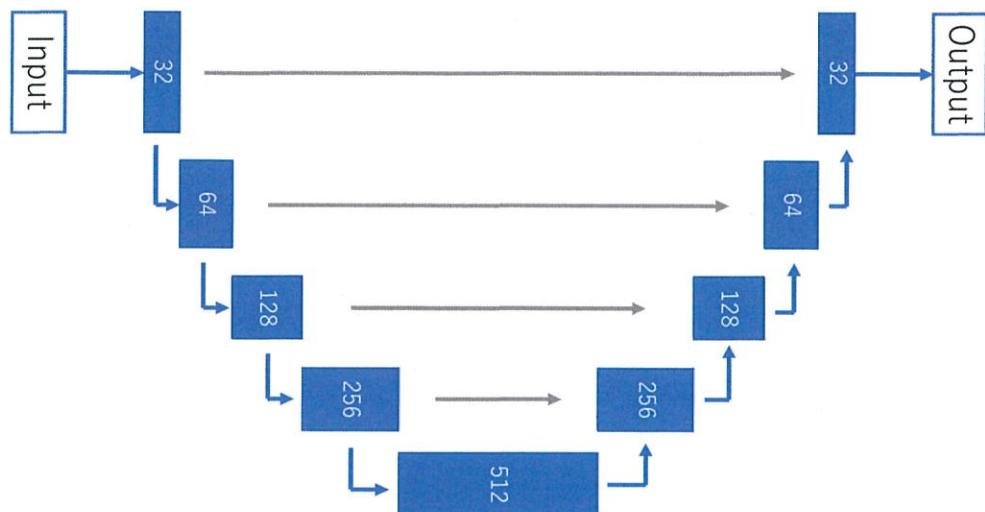


図1 人工知能を用いた自動輪郭描出システム

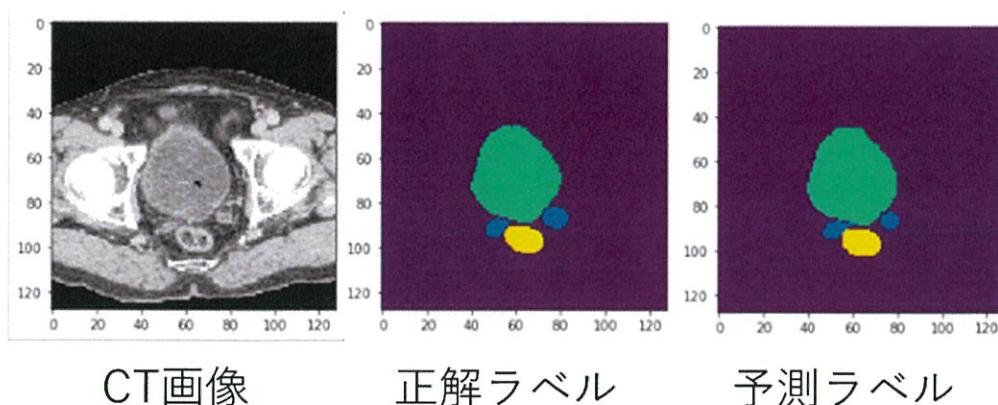


図2 CT モデルを用いた治療計画 CT 画像への輪郭描出(うまくいった例)

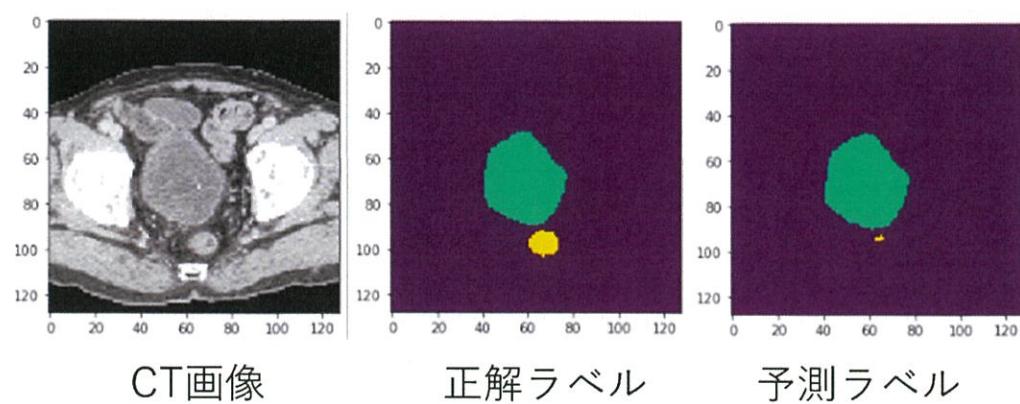


図3 CT モデルを用いた治療計画 CT 画像上の輪郭描出(うまくいかなかった例)

### CTモデルを用いた治療計画CT画像の臓器輪郭に対するダイス係数

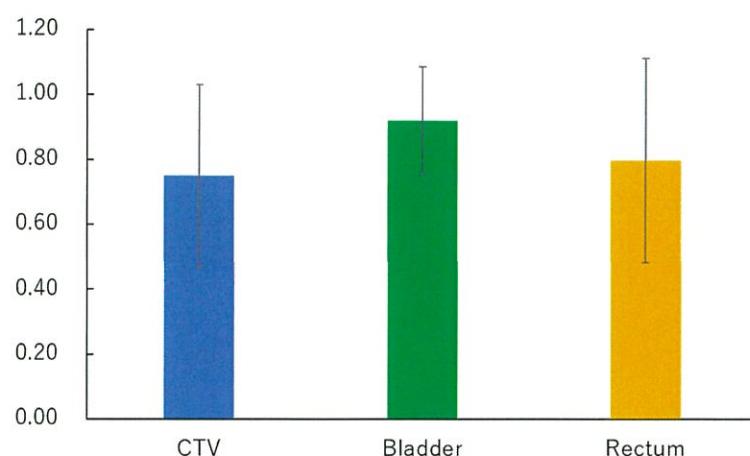
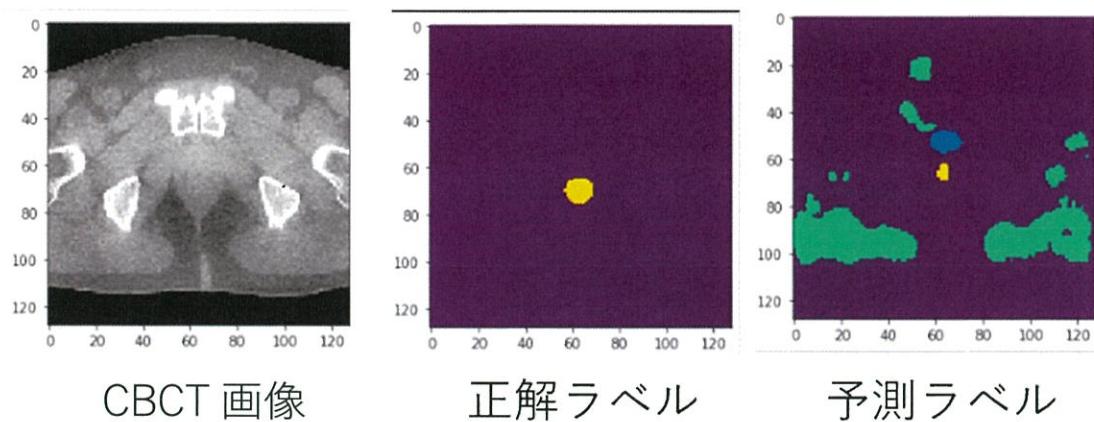


図4 CT モデルを用いた治療計画 CT 画像上の臓器輪郭に対するダイス係数



CBCT 画像 正解ラベル 予測ラベル

図5 CT モデルを用いて CBCT 画像上に描出された輪郭の一例

### CTモデルを用いたCBCT画像の臓器輪郭に対するダイス係数

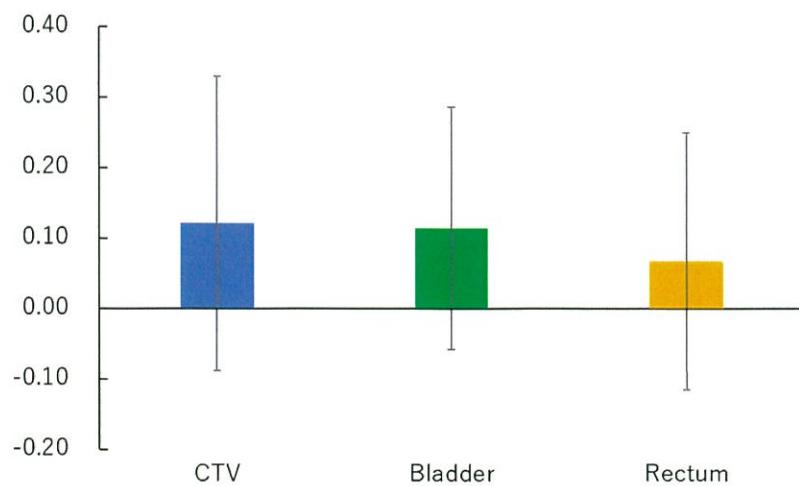


図6 CT モデルを用いた CBCT 画像上の臓器輪郭に対するダイス係数

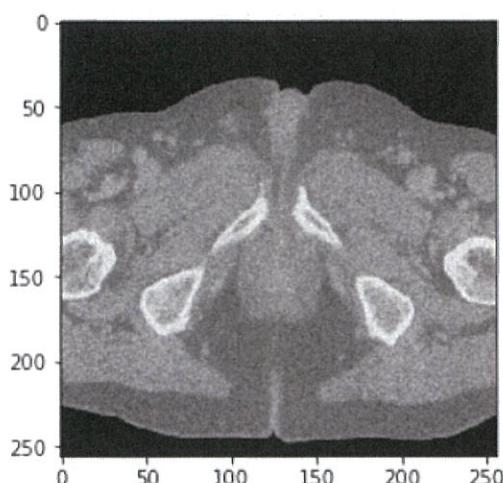


図 7 CBCT 画像の画質に近づける処理を行った治療計画 CT 画像(CTgauss)

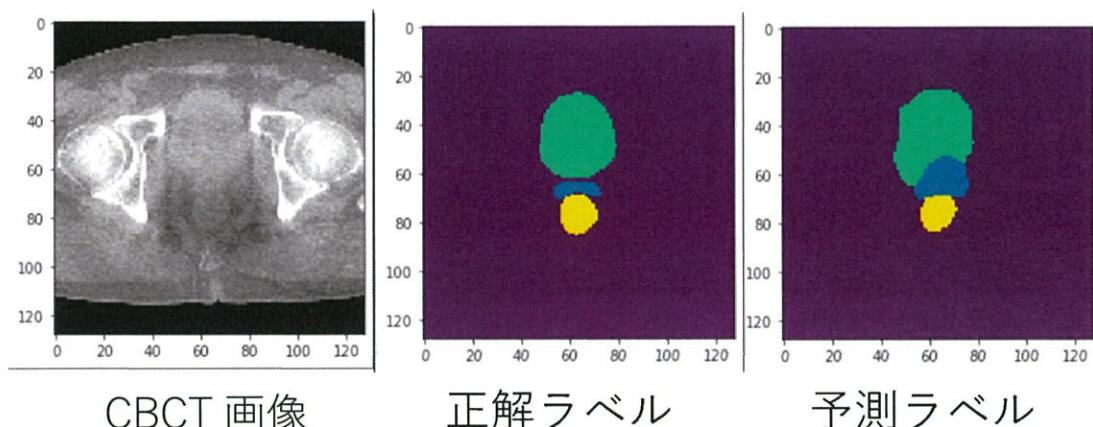


図 8 CTgauss モデルを用いて CBCT 画像上に描出された輪郭の一例

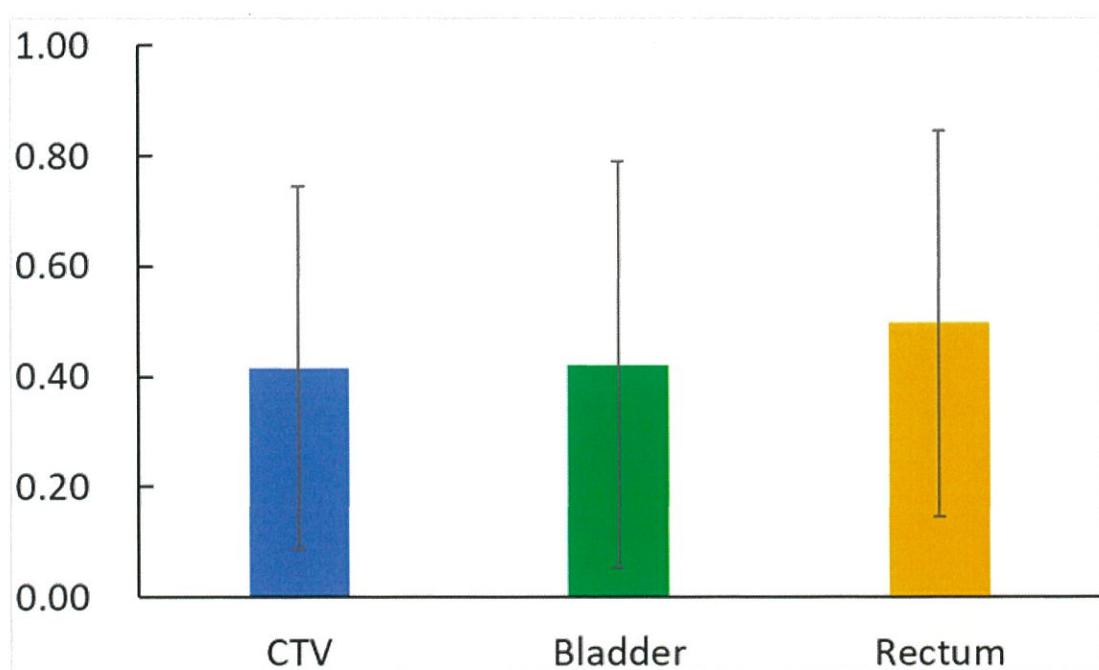


図 9 CTgauss モデルを用いた CBCT 画像上の臓器輪郭に対するダイス係数