

深層学習を用いることで治療計画立案時間の短縮は可能か

公立大学法人 福島県立医科大学附属病院 放射線部
大船中央病院 放射線治療センター/アイラ株式会社AI研究開発部

○岡 善隆(Oka Yoshitaka)

木村 祐利

【目的】

近年、強度変調放射線治療が普及し標準治療になりつつあり、治療計画の質の均てん化および計画立案に伴う業務負担の低減が望まれている。現在、治療計画業務の自動化に有効と期待される、スクリプト機能¹⁾・人工知能・機械学習^{2,3)}・深層学習⁴⁾を搭載した放射線治療計画プログラムが普及しつつある。

今回、アイラ株式会社より開発された深層学習技術を搭載した治療計画作成支援ソフトウェア(AIVOT)を使用する機会をいただいたので、AIVOTを用いることで治療計画立案時間の短縮が図れるのか調査したので報告する。

【対象】

治療計画立案者:

福島県立医科大学医学部4年生3名

症例:

福島県立医科大学附属病院で施行した限局性前立腺癌3例

【使用機器】

放射線治療計画装置:

Eclipse Ver15.6 (株式会社バリアンメディカルシステムズ)

治療計画作成支援ソフトウェア:

AIVOT Ver1.0.19 トライアル版 (アイラ株式会

社)

ストップウォッチ:

SEIKO SO31-4000 (セイコーウォッチ株式会社)

【方法】

福島県立医科大学附属病院で放射線治療を施行した限局性前立腺癌3症例を対象とした(福島県立医科大学の一般倫理委員会承認を得た「一般2021-270」)。放射線治療医がEclipseにて正常臓器、CTVおよびPTVを描出した輪郭を用い、AIVOTを用いた新手法(以後、新手法)とEclipseのみの現行法(以後、現行法)の両方を用いて治療計画を立案した。

新手法のワークフローは6ステップに区分けした(Fig.1)。ステップ1で、EclipseからCT画像と正常臓器輪郭DICOMデータをAIVOTに取り込み、ステップ2で、AIVOTにプリセットされている輪郭と、入力構造セット内の対応する輪郭との紐づけを実施した。ステップ3で、予測線量分布作成するモデルを選択し、ステップ4で、最適化用の9輪郭を自動作成した。ステップ5で、CT画像と輪郭DICOMデータ(正常臓器と自動生成した最適化用9輪郭)をEclipseに戻して最適化を実施し、ステップ6で、線量計算を実施し線量分布を作成した。

現行法は、Eclipseにて最適化用輪郭を手動で14輪郭作成し、最適化・線量計算を実施し線量分布を作成した。



Fig.1 AIVOTを使用した自動計画ワークフローの概要

治療計画のビームアレンジ等の詳細や最適化パラメータ、調査項目は次のとおりである。

1.治療計画

治療方法 : VMAT 181°-179° (CW) 1 Arc
 コリメータ角度 : 30°
 計算グリッドサイズ : 2.5 mm
 エネルギー : 10X-Xray
 処方線量 : 60 Gy / 20 Fr
 計算アルゴリズム : AcurosXB_15606

2.最適化

最適化は、予め用意した値 (Fig.2) を入力してもらい、最適化回数は1回のみとした。

輪郭名	Type	Vol(%)	Dose(Gy)	Priority
PTV/Rectum	Lower	0.0	54.6	150
	Upper	100	59.4	150
PTV-Rectum	Lower	0.0	60.5	240
	Upper	100	60.0	200
Bladder/0-30%	Upper	0.0	18.0	80
Bladder/30-60%	Upper	0.0	36.0	80
Bladder/60-90%	Upper	0.0	54.0	80
dose/0-30%	Upper	0.0	18.0	150
dose/30-60%	Upper	0.0	36.0	150
dose/60-90%	Upper	0.0	54.0	150
Rectum/0-30%	Upper	0.0	18.0	100
Rectum/30-60%	Upper	0.0	36.0	100
Rectum/60-90%	Upper	0.0	54.0	100

(A) 新手法

輪郭名	Type	Vol(%)	Dose(Gy)	Priority
CTV_High	Lower	100	60.0	80
X_PTV_Over	Upper	0.0	58.0	100
	Lower	100	56.0	100
X_PTV_RO	Upper	0.0	60.0	150
	Lower	100	60.0	170
Bladder	Upper	0.0	60.0	100
FemoralHead_L	Upper	0.0	20.0	100
FemoralHead_R	Upper	40	14.0	100
	Upper	0.0	20.0	100
Rectum	Upper	60	16.0	100
	Upper	2.0	30.0	80
X_Rectum_D	Upper	0.0	34.0	80
X_Ring_PTV1	Upper	0.0	54.0	100
X_Ring_PTV2	Upper	0.0	30.0	100
X_Ring_PTV3	Upper	0.0	18.0	80

(B) 現行法

Fig.2 最適化設定条件

3.調査項目

3-1 治療計画時間:

最適化用輪郭作成～投与線量分布作成まで要した時間をストップウォッチで計測した。

3-2 線量指標:

PTV ($D_{98\%}$ / $D_{95\%}$ / $D_{2\%}$)、直腸 ($V_{31\text{Gy}}$ / $V_{46\text{Gy}}$ / $V_{54\text{Gy}}$ / $V_{60\text{Gy}}$)、膀胱 ($V_{31\text{Gy}}$ / $V_{55\text{Gy}}$)、大腿骨頭 ($V_{23\text{Gy}}$)

【結果】

治療計画立案時間の結果をFig.3に示す。新手法の平均時間は16分20秒、現行法の平均時間は19分32秒であった。

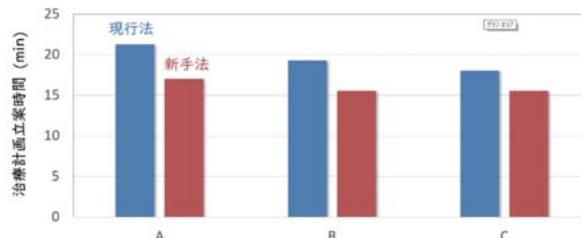


Fig.3 治療計画立案時間

PTVの線量指標の結果をFig.4に示す。現行法の方が新手法より、 $D_{98\%}$ が高く、 $D_{2\%}$ が低かった。

直腸・膀胱・大腿骨頭の線量指標の結果をFig.5に示す。直腸・大腿骨頭で新手法が高く、膀胱は現行法が高かった。

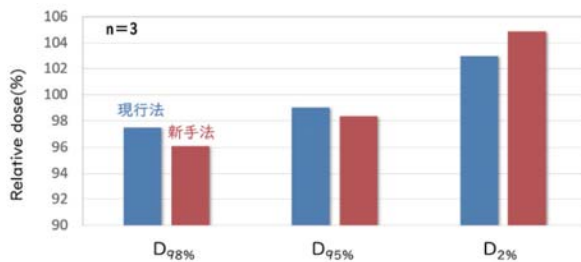


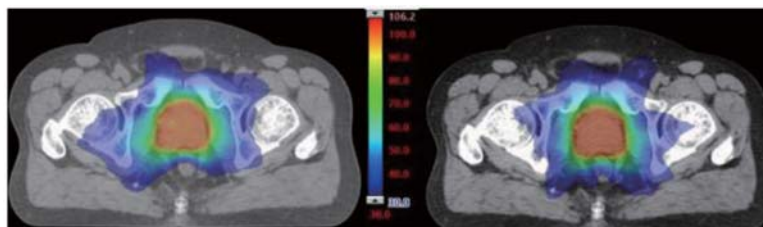
Fig.4 PTVの線量指標



Fig.5 直腸・膀胱・大腿骨頭の線量指標

【考察】

新手法の方が、平均で約3分弱短縮を確認したが、概ね同等であったと考える。それは、本研究には複数のリミテーションがあるためである。①医学部4年生は、治療計画の判断が困難なため最適化回数は1回とした。実臨床では、線量制約を満たすまで繰り返し最適化を行うため治療計画時間



(A) 新手法

(B) 現行法

Fig.6 投与線量分布

に大きく影響する。②現行法は、マニュアルに準じて輪郭作成を行った。実臨床では、線量分布作成後、線量制約を満たすため最適化用ROIの追加および調整が生じる可能性がある。③前立腺癌3症例のみの検討であり、検討数の増加およびその他の部位でも評価が必要である。

PTVの線量指標では、現行法の方が、D98%が高くD2%が低かったことから、線量均一性に差が生じていた。これは、予測線量分布教師データ施設と当院の線量処方概念が異なっていることが要因の一つであると考えられる。教師データ施設では、PTVと直腸の重なり部分を除いたPTVに対してD95%処方しているのに対し、当院では、PTV全体にD95%を処方している。よって、深層学習技術を搭載した治療計画作成支援ソフトウェア (AIVOT) を使用する場合は、教師データと同じ運用で行うことが望ましいと考えられる。

直腸・膀胱・大腿骨頭の線量指標では、直腸・大腿骨頭で線量が高くなり、膀胱では線量が低くなった (Fig.6)。これは、膀胱に対し予め線量が入るような最適化を実施することで、直腸・大腿骨頭の線量低減が図れると考えられる。

【まとめ】

深層学習を用いた射線治療計画プログラムを十分に理解する必要があるものの、医学生でもある

程度の品質で立案可能であり省力化の可能性が示唆された。ただし、最終的には経験のある人がチェック承認することが必要である。

【参考文献】

- 1) Dragojevi. I, Hoisak JDP, Mansy GJ, et al. : Assessing the performance of an automated breast treatment planning software. J Appl Clin Med Phys, Apr;22(4), 115-120, 2021
- 2) Ueda Y, Fukunaga JI, Kamima T, et al. : Standardization of knowledge-based volumetric modulated arc therapy planning with a multi-institution model (broad model) to improve prostate cancer treatment quality. Phys Eng Sci Med, 46(3), 1091-1100, 2023
- 3) Monzen H, Tamura M, Ueda Y, et al. : Dosimetric evaluation with knowledge-based planning created at different periods in volumetric-modulated arc therapy for prostate cancer: a multi-institution study. Radiol Phys Technol, 13(4), 327-335, 2020
- 4) Kadoya N, Kimura Y, Tozuka R, et al. : Evaluation of deep learning-based deliverable VMAT plan generated by prototype software for automated planning for prostate cancer patients. J Radiat Res, 64(5), 842-849, 2023