

ABSTRACT

Heavy ion beam therapy is a highly effective cancer treatment. Unlike conventional X-ray therapy, the dose deposited per unit length by charged particles increases toward the end of the range in tissue (Bragg peak), and effect in the Bragg peak is further enhanced by the increased relative biological effectiveness (RBE) of slow particles. The treatment planning in heavy ion therapy optimizes treatment fields to maximize the RBE-weighted dose (calculated in every sub-volume, voxel) to the target while minimizing the dose to the surrounding organs at risk (OAR). Because of the complex physics and of the correction for the variable RBE, treatment plan calculation can be long and requires powerful computers. Moreover, it is affected by numerous uncertainties (e.g., patients positioning or anatomical changes) that require computation of many different scenarios (robust optimization).

The aim of this work is to accelerate treatment planning through a deep learning algorithm that reduces the number of voxels considered in the optimization without reduction of the plan quality. While previous attempts used a random sampling algorithm, here we implemented a convolutional neuronal network (CNN) based on P-Net architecture, with a loss function penalizing a high number of selected voxels and target underdosage. Training on the small database (30 patients) showed stability of the results during the testing (20 patients). Target coverage with a lower number of involved voxels than in the random sampling algorithm was achieved consistently in three independent runs for 20 epochs.

More epochs seem to be necessary for the algorithm to converge towards a stationary optimal value. This was beyond the scope of this work, as computation time per epoch was around 7-9 hours. A GPU-based implementation of the CNN and the dose calculation could greatly facilitate this goal. The results are a promising step toward a full CNN selection of the critical voxels to minimize computation of robust plans. A larger dataset and increased computation time is needed to assess if critical properties of selected voxels exist and whether there is a minimum number and location of selected voxels whilst still maintaining target coverage in patients.

Keywords—*radiotherapy, optimisation, artificial intelligence, treatment planning system*

ABSTRACT (GERMAN)

Die Ionenstrahltherapie stellt eine hocheffektive Art der Tumorbekämpfung dar. Im Gegensatz zu konventioneller Photonenstrahlung nimmt ihre Dosisabgabe gegen Ende ihrer Reichweite zu (Bragg Peak), wo zusätzlich ihr Effekt durch die hohe relative biologische Wirksamkeit (RBW) langsamer Ionen verstärkt wird. In der Bestrahlungsplanung wird die RBW-gewichtete Dosis im Ziel maximiert (in jedem Volumenelement, Voxel), während sie in umliegende Risikoorganen (OAR) reduziert wird. Aufgrund der komplexen physikalischen und biologischen Wirkung dauert die Optimierung von Plänen lange und erfordert eine hohe Rechenleistung. Überdies unterliegt die Therapie Unsicherheiten wie beispielsweise der Patientenpositionierung, die in zusätzlichen Szenarien berücksichtigt werden müssen (Robuste Optimierung).

Das Ziel dieser Arbeit ist es, die Bestrahlungsplanung mit Hilfe Künstlicher Intelligenz zu beschleunigen, indem die Anzahl der in der Optimierung berücksichtigten Voxel reduziert wird, ohne dabei die Planqualität zu reduzieren. Existierende Ansätze basierten auf einem zufälligen Sampling, während hier ein Neuronales Netzwerk (CNN) mit P-Netz Architektur verwendet wird. Eine Kostenfunktion bestraft eine hohe Anzahl von Voxeln sowie eine Unterdosierung des Ziels. Ein Training auf einem kleinen Datensatz aus 30 Patienten zeigte in einem Testdatensatz (20 Patienten) stabile Ergebnisse. Die erforderliche Dosis im Ziel wurde in 3 unabhängigen Experimenten mit 20 Epochen konsistent erreicht, wobei weniger Voxel als in der zufälligen Auswahl verwendet wurden.

Mehr Epochen scheinen trotzdem notwendig zu sein um Konvergenz zu erzielen, waren aber im Rahmen dieser Arbeit aus Zeitgründen nicht möglich, da jede Epoche 7-9h benötigte. Eine GPU-basierte Implementierung des CNN und der Planoptimierung würde die Berechnung wesentlich beschleunigen. Insgesamt wurde ein wesentlicher Schritt zur Implementierung vollständiger CNN erreicht, die kritische Voxel für eine robuste Optimierung auswählen können. Auf einem größeren Datensatz mit mehr Rechenzeit kann abschließend beantwortet werden, ob sich kritische Eigenschaften der ausgewählten Voxel identifizieren lassen und ob es eine optimale Anzahl und Lage der Voxel gibt, mit denen eine adäquate Dosisabdeckung im Patienten garantiert werden kann.

Keywords—*radiotherapy, optimisation, artificial intelligence, treatment planning system*