

## 学位論文 全文要約

A synthesized gamma distribution-based patient-specific VMAT QA using a generative adversarial network

(敵対的生成ネットワークを用いた合成ガンマ分布による強度変調回転放射線治療における患者個別検証)

Medical Physics, 50:2488–2498, 2023.

医系科学研究科 医歯薬学専攻 松浦貴明

### 【背景・目的】

強度変調回転放射線治療 (volumetric modulation arc therapy : VMAT) は、ターゲットに対する優れた線量集中性を有した照射法であり近年広く用いられている。VMAT の急峻な線量分布はガントリ回転速度と線量率、また multi-leaf collimator (MLC) の変調により実現されるが、その照射の複雑性から治療前に測定器を用いた患者個別検証 (patient-specific quality assurance : PSQA) を実施し、照射精度を確認することが求められている。しかし、この測定ベース PSQA は装置の占有や測定器のセットアップなどの時間的および人的負担を要する。ま

た、臨床応用されはじめた即時適応放射線治療では測定ベース PSQA の実施が困難である。そのため、近年では測定を行うことなく VMAT の照射精度を予測する仮想 PSQA 手法が多く考案されている。特に最近では、MLC をはじめとした治療計画の複雑性情報や線量分布情報を AI と組み合わせることにより、検証結果の合否もしくはガンマパス率 (GPR) の数値を高い精度で直接予測することが可能となってきている。一方で、これら従来の仮想 PSQA 手法では位置情報が失われるため各測定点におけるガンマ値を把握することはできなかった。AAPM TG-218 では VMAT の PSQA において GPR の値だけでなくガンマ分布の Fail した領域も併せて照射精度を評価することが推奨されている。

本研究では、画像生成分野で活用されている AI の一種である敵対的生成ネットワーク (Generative Adversarial Network : GAN) を用いて VMAT 検証測定のガンマ分布を生成し、GPR と各測定点のガンマ値を予測する AI ベース PSQA モデルを開発した。また、本モデルを用いた新規 PSQA ワークフローを構築し検証測定の省力化について検討を行った。

## 【方法】

前立腺癌に対する VMAT 270 ビームを対象とし、EPID を用いてフルエンスマップ測定およびガンマ解析を実施した。ガンマ解析判定基準は 3%/2 mm、2%/1

mm、1%/1 mm、1%/0.5 mm の 4 通りとした。ガンマ分布生成モデルは pix2pix GAN を用い、オープンソースライブラリ TensorFlow ver.1.15 およびプログラミング言語 Python ver.3.6 により実装された。入力データを治療計画装置で計算されたフルエンスマップ、教師データを実測のガンマ分布として 240 ビームで学習を行った。学習済みモデルにより生成した検証用 30 ビームのガンマ分布において、ガンマ値が 1.0 を上回った Fail 箇所の検出精度および計算した GPR の予測精度を評価した。また、AAPM TG-218 で示されたプロセスベースの GPR 許容値をガンマ解析判定基準ごとに算出し、予測 GPR の 99.9%信頼区間下限値が許容値を上回りかつ極端な Fail 領域がないプランと、信頼区間上限値が許容値を下回るまたは極端な Fail 領域が発生したプランとがそれぞれ確実に許容値を Pass する、Fail するプランとして測定を省略する提案ワークフローを考案し、これらの省略率を算出した。

## 【結果】

各ガンマ解析判定基準における生成されたガンマ分布の Fail 箇所検出感度/特異度は 3%/2 mm で 51.9%/99.6%、2%/1 mm で 68.3%/98.7%、1%/1 mm で 71.3%/97.5%、1%/0.5 mm で 82.7%/95.7%であった。生成ガンマ分布から計算した予測 GPR の二乗和平方根誤差は各ガンマ解析判定基準でそれぞれ 1.0%、2.1%、

3.5%、3.6%であった。実測 GPR とのピアソン相関係数はそれぞれ 0.65、0.64、0.57、0.51 と中程度以上の相関が認められた。提案ワークフローによる測定省略率は各ガンマ解析判定基準でそれぞれ 93%、97%、83%、70%であった。

#### 【考察】

ガンマ分布生成モデルの構築において、学習には GPU 環境下で数時間を要するがモデル構築後はガンマ分布を瞬時に生成可能となるため、治療計画段階で測定を行うことなく照射精度を簡便に把握できる。

Fail 箇所の検出感度は全ガンマ解析基準で 50%を上回り、解析基準が厳しくなるほど向上する傾向を示し 1%/0.5 mm では 82.7%であった。これはガンマ分布内での Fail 箇所の占有率が影響していると考えており、緩い解析基準ではガンマ値の高い Fail 箇所が少なくモデル学習時にガンマ値が低いピクセルとのデータの不均衡が発生している。一般的にデータの不均衡は AI の学習に大きな影響を与え、少数派データの予測精度を低下させる。本研究で測定に用いた検出器である EPID は他の検出器と比較してセットアップエラーが少ないことが報告されており、AAPM TG-218 で推奨されている解析基準 3%/2 mm より厳しい基準を適用できる可能性があるため、本モデルを用いることで Fail 領域の高精度な予測を期待できる。

生成されたガンマ分布から計算した GPR の予測精度は、機械学習または深層学習を用いた他の先行研究と比較しても同等以上であった。これらの AI ベース手法は数値を直接予測する回帰予測の技術を用いているが、本研究で用いた GAN では通常の測定ベース手法と同様にガンマ分布から GPR を計算するため、Fail 箇所と GPR を併せて精度を評価できる点が有用である。

本研究では予測した GPR の 99.9%信頼区間を用いて許容値を確実に Pass または Fail するプランの測定を省略するワークフローを新たに提案した。仮想 PSQA の先行研究においても省力化されたワークフローの考案はいくつかされてきたが、それらの手法と比較して提案手法はより高い割合で測定の省略が可能であった。また、予測されたガンマ分布によって測定省略の可否も判定可能である。例えば、予測 GPR が基準を Pass した場合であってもガンマ分布上でクラスター状の Fail 領域が発生した場合等は従来の測定によって精度を確認できるため、安全面に考慮した PSQA ワークフローの構築が可能であると考えられる。

本研究における今後の課題として、対象が単施設かつ前立腺症例に限定されていたことが挙げられる。本モデルを他施設のリニアックおよび他部位に用いる場合はそれらの症例を学習に追加し再モデリングを行う必要がある。また、臨床への導入を考慮する場合は、コミッショニングや予測モデル自体の定期 QA プログラムを構築する必要がある。照射精度は治療計画の複雑性またはリニアッ

クの機器調整等に影響を受け変動する可能性があるため、このような場合はモデルのアップデートが検討されるべきである。

#### 【結論】

GAN を用いた VMAT 患者個別検証におけるガンマ分布生成モデルは、治療計画段階において測定レスで GPR の値だけでなく Fail 箇所の予測も可能であり、照射精度の事前把握および VMAT 稼働安定期の検証ワークフロー省力化への寄与が期待できる。