



머신러닝을 활용한 LINAC (Elekta versa HD) 파라미터 예측 연구

하만진¹ · 김필수² · 민병준^{2,3,†}
¹충북대학교 물리학과, ²충북대학교 의학과, ³충북대학교병원 방사선종양학과

서론

- 의료용 선형가속기(Linear accelerator, LINAC)를 이용한 세기조절 방사선 치료(Intensity-modulated radiation therapy, IMRT)와 입체세기조절회전 방사선치료(Volumetric modulated arc therapy, VMAT)는 방사선 치료를 시행하는 복잡한 기술 중 하나임
- 기술의 복잡성으로 인해 많은 잠재적인 오류가 발생할 수 있으며, 특히 정확한 치료계획을 세웠을지라도 LINAC의 기계적인 오류로 인해 부정확한 치료선량이 전달될 수 있음
- 계획한 위치에 정확한 치료선량을 전달하여 치료효과를 높이기 위하여 본 연구에서는 최근 각광받고 있는 기계학습을 도입하여 현재 사용하고 있는 방사선치료기의 log 파일 분석을 통해 LINAC의 파라미터들을 예측하고자 함

재료 및 방법

- Elekta versa HD의 log파일과 MONACO 5.11 (Elekta, Crawley, UK) Treatment planning system (TPS)의 DICOM 파일을 비교하였음
- 각 파일에서 데이터를 추출하여 환자 42명의 control point 20,190개를 모았고 그림 1과 같이 선형성을 확인하였음

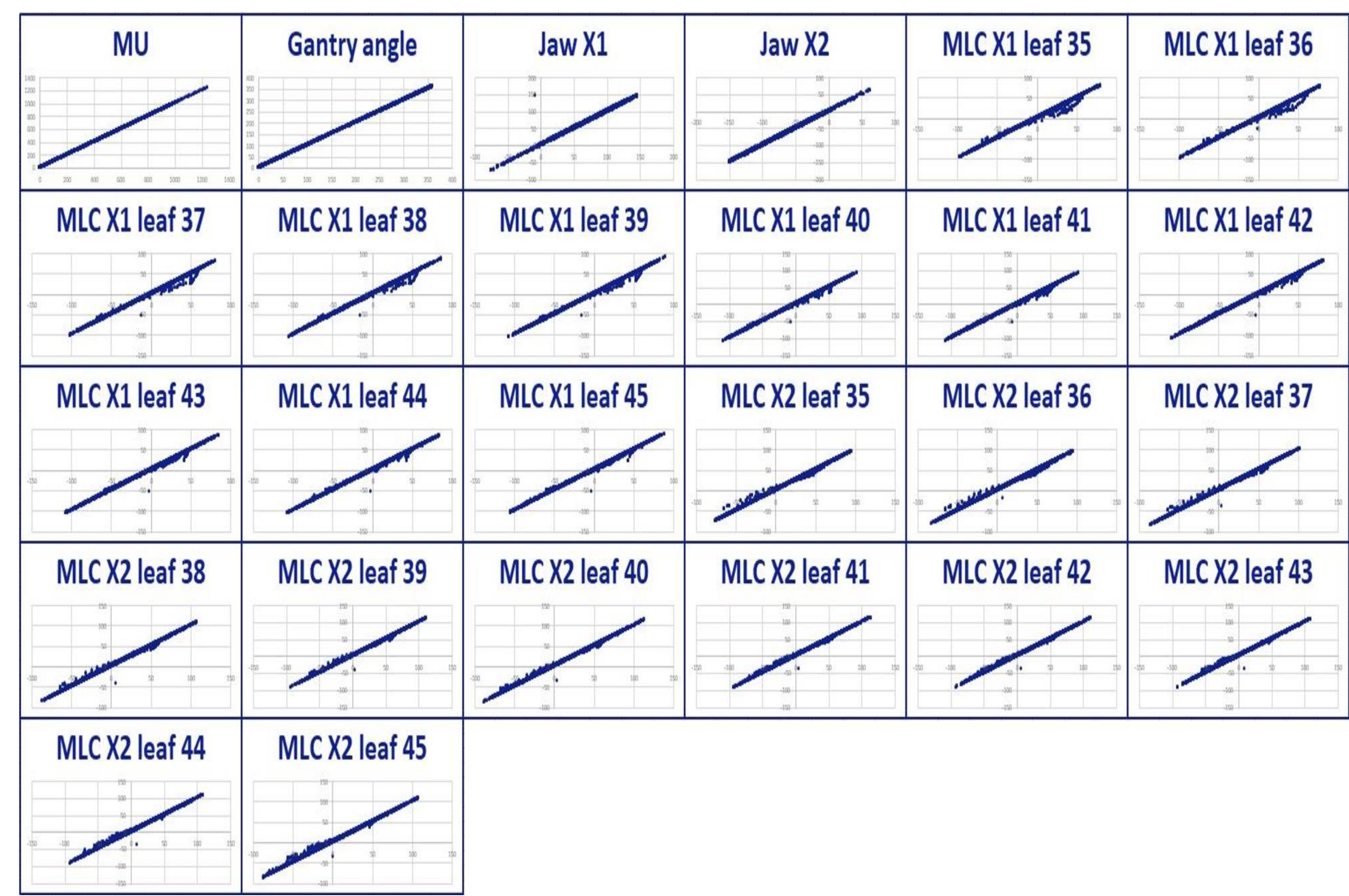


그림 1. log 파일과 DICOM 파일 간의 관계 분석

- 모든 데이터를 파이썬(Python)의 기계 학습 라이브러리인 사이킷런(Scikit-learn)을 활용해 선형회귀 기계학습(Machine Learning)을 진행함
- 훈련 데이터는 환자 데이터의 90%, 테스트 데이터는 10%를 임의 추출하였고 이 추출한 데이터를 활용하여 다음의 모형식을 세웠음

$$y = \beta_1 + \beta_2 x + \varepsilon_1 \dots\dots\dots (1)$$

- 모형식(1)에서 β_1 은 절편, β_2 는 기울기 그리고 ε_1 은 오차로 정의, 여기서 x 에는 DICOM에서 추출한 데이터를 대입, y 는 log file의 실제 값이자 LINAC 파라미터인 Monitor Unit (MU), Gantry angle, Jaw, Multi-leaf collimator (MLC)를 각각 입력하여 학습함
- iso-center를 중심으로 양측 MLC leaf 11개씩 추출하여 실험을 진행함

결과 및 고찰

- 모형식을 통해 얻어낸 절편값(β_1)과 기울기값(β_2)에 대한 LINAC 파라미터에 대한 값들은 표 1과 같이 나타내었음
- 양측 MLC의 X1 leaf 35에서 45까지의 평균 β_1 값은 -0.11621, 평균 β_2 값은 0.99596로 계산되었으며, X2 leaf 35에서 45까지의 평균 β_1 값은 0.07458, 평균 β_2 값은 0.99668 인 것으로 결과 값이 도출되었음
- 오차인 ε_1 값은 Root mean square error (RMSE)로 표현하였음
- RMSE 값은 데이터를 축적할수록 줄어들었으며 수렴하는 경향을 보였음
- 다만, Gantry angle의 경우 다른 파라미터에 비해 오차의 크기가 상대적으로 커 RMSE가 11.30737인 높은 값이 나왔음

표 1. LINAC 파라미터별 절편값(β_1)과 기울기값(β_2)

LINAC 파라미터			절편(β_1)	기울기(β_2)	오차의 표준편차(RMSE)
MU			-0.14463	0.99991	0.30256
Gantry angle			0.44189	0.99600	11.30737
Jaw	X1		0.22158	0.99748	0.91822
	X2		-0.15080	0.99826	0.99019
MLC	X1	35	-0.18910	0.99335	1.45657
		36	-0.16994	0.99381	1.44343
		37	-0.16485	0.99397	1.37731
		38	-0.14337	0.99493	1.28019
		39	-0.12308	0.99565	1.17164
		40	-0.10311	0.99634	1.08335
		41	-0.09965	0.99666	1.00619
		42	-0.08363	0.99693	0.89678
		43	-0.09246	0.99682	0.84541
		44	-0.07558	0.99699	0.81655
	X2	45	-0.09442	0.99652	0.82607
		35	0.08627	0.99568	0.82607
		36	0.06208	0.99613	0.82607
		37	0.06093	0.99594	0.82607
		38	0.05363	0.99660	0.82607
		39	0.06056	0.99652	0.82607
		40	0.06085	0.99690	0.82607
		41	0.07972	0.99692	0.82607
		42	0.08207	0.99692	0.82607
		43	0.10350	0.99631	0.82607
		44	0.12294	0.99608	0.82607
		45	0.14817	0.99561	0.82607

결론

- LINAC 파라미터인 MU, Gantry angle, Jaw, MLC의 기울기, 절편 값을 구하였고 이 기울기와 절편값을 통해 x, y 값을 예측할 수 있는 선형회귀 모형식을 설계할 수 있었음
- 모형식(1)을 활용하여 DICOM 데이터를 x 값에 입력함으로써 실제 LINAC의 파라미터 예측값을 얻을 수 있음
- 이를 바탕으로 딥러닝(Deep Learning)을 이용한 방사선 치료 평가에 활용할 수 있을 것으로 예상됨

감사의 글

본 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구입니다. (No. 2020R1A2C4001910 및 2020M2D9A1094075)

참고문헌

- Agnew A, et al. "Monitoring daily MLC positional errors using trajectory log files and EPID measurements for IMRT and VMAT deliveries," Phys Med Biol, 2014;59:N49–N63
- Carlson JN et al. "A machine learning approach to the accurate prediction of multi-leaf collimator positional errors," Phys Med Biol. 2016;61:2514–2531
- Osman AFI, et al. "Prediction of the individual multileaf collimator positional deviations during dynamic IMRT delivery priori with artificial neural network," Med Phys, 2020;47:1421–1430