



안와 구조물 세그멘테이션 연구 보고

2021. 02. 22.

목차

- 지난 보고 내용 요약 및 진행사항 요약
- 연구 진행 상황: 3차 실험 보고
- 차후 연구 계획: 이슈 및 개선 방안

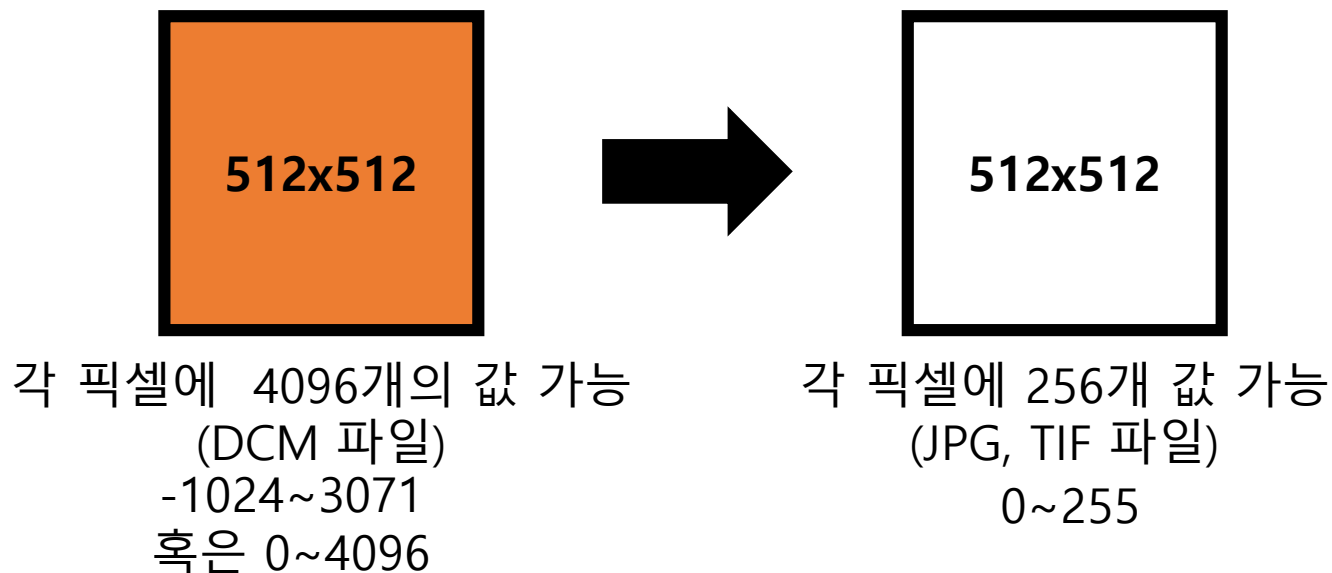
지난 보고 내용 요약 및 진행사항 요약

- 성능 평가 방식 변경에 대한 피드백: Reverse Testing 방식에 대한 성능 평가 방식 (1)도 좋지만, 현 단계에서는 수동 세그멘테이션 완료된 이미지를 사용해 성능 평가하는 것 (2)이 좋아 보임. + @개의 밝은 이미지 추가 (8개)
- 연구원 의견: 지난 실험에서는 테스트셋에서, 훈련셋에는 존재하지 않는, 밝은 이미지가 존재하여, 이러한 이미지에 대한 학습이 이루어지지 않아 성능이 낮은 것으로 판단
- 해당 의견에 대한 교수님 피드백: (1)과 같은 세팅에서는 밝기 어그멘테이션이 적절한 방식이 될 수 있지만, (2)와 같이 변경하여 실험할 때에는 실험 결과를 봐야 할것임 -> 밝기 어그멘테이션 비교 실험을 수행하되, 성능 개선 보장은 어려움



연구 진행 상황: 3차 실험 보고

- 밝기 어그멘테이션 방식에 대한 고찰



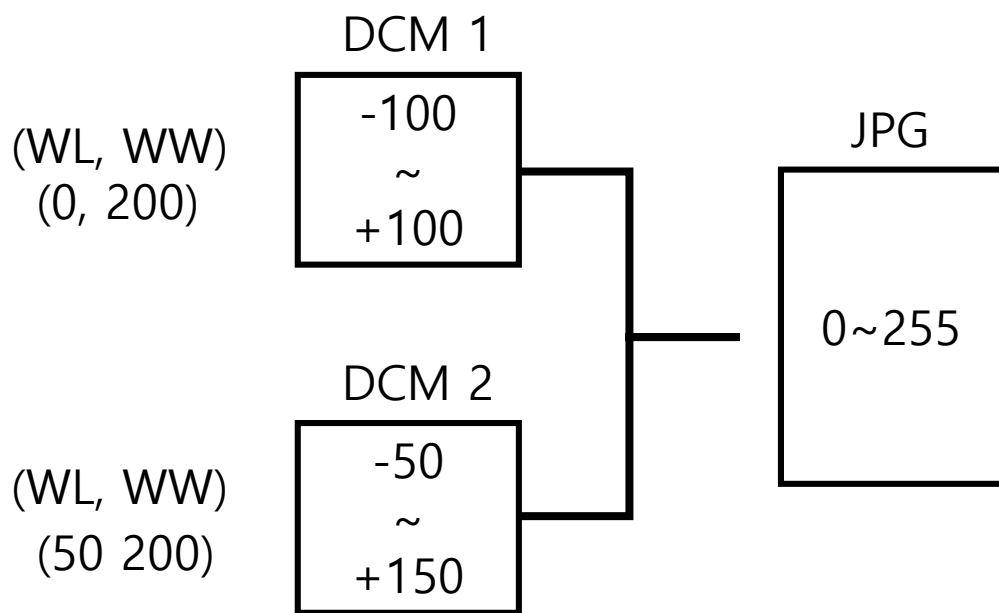
Window Level (WL), Window Width (WW) 조절:
타겟 부분을 더 잘 볼 수 있게 하기 위해 데이터를 재표현
(중요한 정보들을 더 잘 학습하기 위해)
-> 관련 논문을 참고해 -100~100까지의 값을 갖는 부분으로 리스케일링
⇒ 하지만 -50~150 등, 다른 WL, WW 값이 적절해 보이는 이미지 있는듯
ex) 변환하였을 때, 밝은 이미지

연구 진행 상황: 3차 실험 보고

- 밝기 어그멘테이션 방식에 대한 고찰
 - 현재 실험 세팅은 단일 WL, WW값으로 통일한 상태(JPG, TIF)로 실험 진행하였었고, 현재 실험 세팅도 마찬가지로
 - > 이슈로는, DCM 파일부터 서로 다른 WL, WW 값을 적용해 더 좋은 학습 이미지셋을 꾸릴 수 있음 -> 애초에 밝은 이미지들의 삽입을 차단함

연구 진행 상황: 3차 실험 보고

- 현재 실험 세팅과 밝기 어그멘테이션 방식
- JPG 파일에서, 이미 밝아진 이미지를 일반 이미지처럼 변환하는 것은 어려움

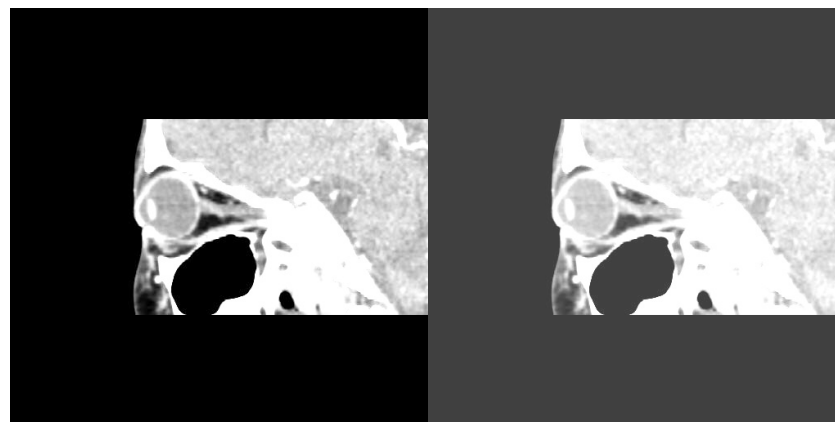


곱셈 방식 -> 선택

1.25를 곱하고 255를 초과하는 값은 255

덧셈 방식

64를 더하고 255를 초과하는 값은 255



<곱셈 방식>

<덧셈 방식>

-> 지방, 근육 등의 의미를 갖는 값들 간의 절대적인 차이를 유지하기에는 덧셈 방식이 적절해 보이기도 하나 애초에 100~150 값이 손실된 이미지기 때문에, 여러 방식에 실험적인 비교가 필요해보임

연구 진행 상황: 3차 실험 보고

- 실험 세팅

각 두 세팅 (Aug, non-Aug)을 30회 실험하여 평균값을 비교함

- 실험 결과 (Aug 성능 테이블, Aug성능, non-Aug 차이 테이블)

Target Type	Dice Mean	Dice Max	Dice Min	IOU Mean	IOU Max	IOU Min	Dice Mean	Dice Max	Dice Min	IOU Mean	IOU Max	IOU Min
AX 눈	95.77%	97.59%	91.70%	91.92%	95.29%	84.72%	0.19%	0.03%	1.06%	0.32%	0.06%	1.77%
SA 눈	94.81%	97.82%	85.19%	90.24%	95.73%	74.45%	0.01%	-0.03%	-0.86%	0.01%	-0.06%	-1.21%
CO 눈	94.09%	97.01%	83.44%	89.05%	94.21%	72.33%	0.47%	0.15%	2.32%	0.74%	0.30%	1.95%
SA 시신경	87.20%	93.80%	42.61%	78.10%	88.33%	32.89%	0.04%	-0.35%	-0.04%	0.05%	-0.62%	-0.12%
AX 시신경	85.57%	91.81%	69.20%	75.17%	84.87%	53.73%	-0.07%	-0.39%	-0.42%	-0.13%	-0.66%	-0.54%
AX 내직근	82.82%	89.57%	67.64%	71.02%	81.14%	51.49%	-0.15%	-0.21%	0.28%	-0.26%	-0.33%	-0.02%
SA 상직근	82.10%	91.71%	54.82%	70.29%	84.71%	38.00%	-0.13%	0.29%	-2.34%	-0.14%	0.50%	-2.36%
SA 상안검	79.82%	91.59%	54.79%	67.14%	84.51%	38.11%	0.28%	0.38%	-1.72%	0.46%	0.61%	-1.64%
SA 하직근	78.99%	90.73%	54.48%	65.89%	83.04%	38.01%	0.13%	0.11%	2.50%	0.10%	0.18%	1.94%
AX 외직근	76.37%	86.51%	57.39%	62.30%	76.26%	40.43%	-0.19%	0.15%	-1.29%	-0.24%	0.24%	-1.33%

- 큰 의미를 찾기 힘들어 보임

연구 진행 상황: 3차 실험 보고

- 밝은 이미지에 대한 성능 비교 (Aug 테이블, Aug, non-Aug 차이 테이블
114개의 촬영 중 8개 밝은 이미지에 대한 성능 확인

Target Type	Dice Mean	IOU Mean	Dice Mean	IOU Mean
AX 눈	95.28%	91.04%	0.30%	0.52%
SA 눈	94.13%	89.06%	-0.36%	-0.62%
CO 눈	93.95%	88.72%	0.88%	1.52%
SA 시신경	87.58%	78.21%	0.71%	0.89%
AX 내직근	83.12%	71.41%	-1.02%	-1.38%
AX 시신경	82.43%	71.45%	-0.37%	-0.50%
SA 상안검	79.92%	67.68%	0.31%	0.55%
SA 하직근	78.76%	65.68%	0.90%	0.84%
AX 외직근	78.16%	64.47%	0.52%	0.54%
SA 상직근	76.43%	63.03%	-0.54%	-0.19%

- 큰 의미를 찾기 힘들어 보임

연구 진행 상황: 3차 실험 보고

- 2차 실험과의 비교
- 유의사항: 평가 지표가 다르니(2차 실험은 Reverse Testing이므로, 성능 측정 방식이 다르며, 테스트셋 또한 다름) 각각의 실험 내에서 타입 간의 비교를 통한 실험 간 비교를 살펴보는 것이 유의미해보임

이번 실험							지난 실험						
Target Type	Dice Mean	Dice Max	Dice Min	IOU Mean	IOU Max	IOU Min	Target Type	Dice Mean	Dice Max	Dice Min	IOU Mean	IOU Max	IOU Min
AX 눈	95.77%	97.59%	91.70%	91.92%	95.29%	84.72%	AX 눈	93.83%	97.35%	85.65%	88.45%	94.83%	74.91%
CO 눈	94.81%	97.82%	85.19%	90.24%	95.73%	74.45%	CO 눈	92.19%	96.85%	44.21%	85.94%	93.90%	28.38%
SA 눈	94.09%	97.01%	83.44%	89.05%	94.21%	72.33%	SA 눈	91.70%	97.62%	80.21%	84.88%	95.35%	66.96%
SA 시신경	87.20%	93.80%	42.61%	78.10%	88.33%	32.89%	SA 시신경	81.30%	92.90%	64.14%	68.79%	86.74%	47.21%
AX 시신경	85.57%	91.81%	69.20%	75.17%	84.87%	53.73%	AX 시신경	78.74%	90.13%	47.93%	65.23%	82.03%	31.52%
AX 내직근	82.82%	89.57%	67.64%	71.02%	81.14%	51.49%	SA 상안검	75.47%	90.86%	29.41%	61.48%	83.25%	17.24%
SA 상직근	82.10%	91.71%	54.82%	70.29%	84.71%	38.00%	AX 내직근	74.09%	85.82%	61.13%	59.14%	75.17%	44.02%
SA 상안검	79.82%	91.59%	54.79%	67.14%	84.51%	38.11%	SA 상직근	73.99%	90.98%	0.00%	59.68%	83.46%	0.00%
SA 하직근	78.99%	90.73%	54.48%	65.89%	83.04%	38.01%	SA 하직근	73.17%	87.45%	47.29%	58.20%	77.70%	30.97%
AX 외직근	76.37%	86.51%	57.39%	62.30%	76.26%	40.43%	AX 외직근	64.32%	78.27%	21.39%	47.96%	64.30%	11.97%

- 외직근 성능이 다른 모델 성능에 근접함

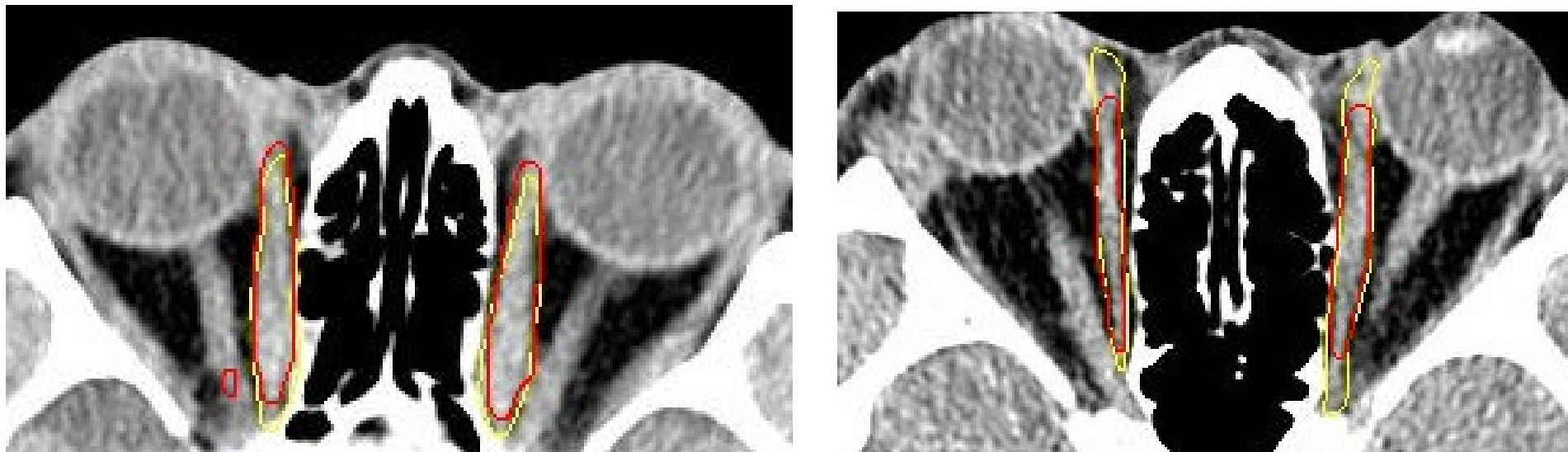
연구 진행 상황: 3차 실험 보고

- 토의: 1) 수동 세그멘테이션 재검토

외직근의 성능 개선 사례를 보았으며, 이는 다른 타입의 경우에도 수동 세그멘테이션에 대한 재검토가 더 면밀히 진행되면 연구에 도움이 될 것이라고 생각함. 중앙대 병원 측에서 전체적인 검토를 해주셨고, 따라서 성능 개선을 이루었으나, 이러한 점들이 아직 성능 측정 면에 상당한 영향을 준다는 점에서, 다른 타입에 대한 재검토가 필요해보임.

연구 진행 상황: 3차 실험 보고

- 토의: 1) 수동 세그멘테이션 재검토



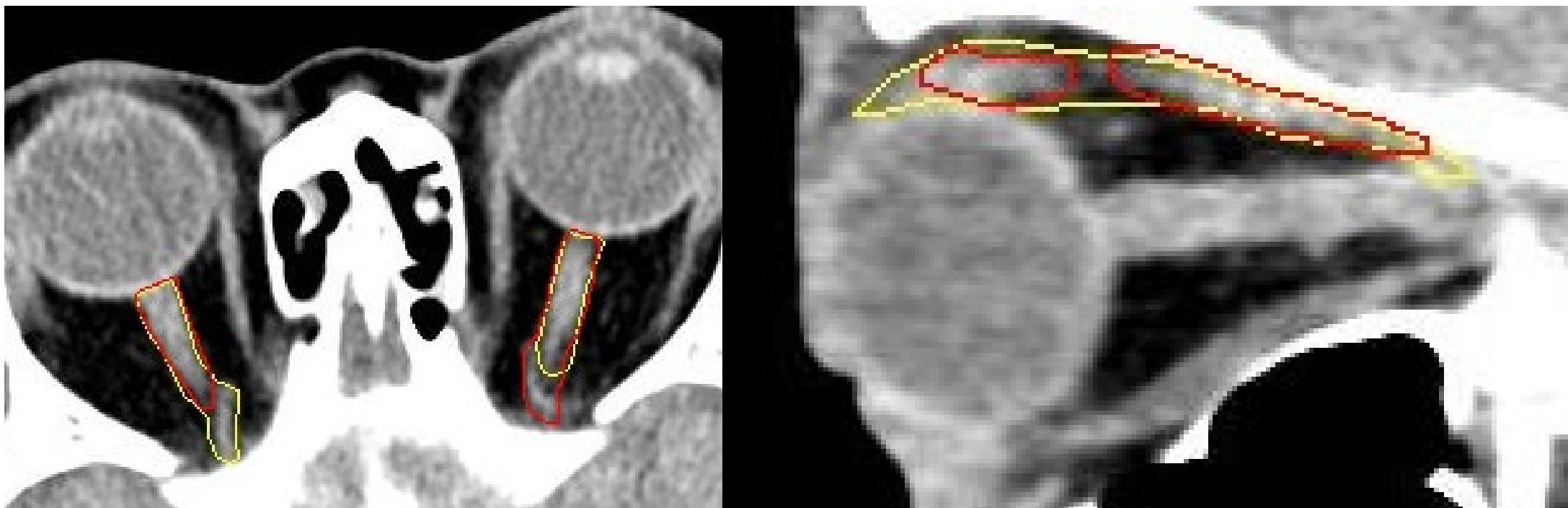
노란색: Ground Truth Line, 붉은색: Predict Line

왼쪽 오른쪽 둘 다, 예측을 일관되게 잘한것으로 보이지만,
오히려 Ground Truth가 다르게 세그멘테이션한 것으로 보임.

연구 진행 상황: 3차 실험 보고

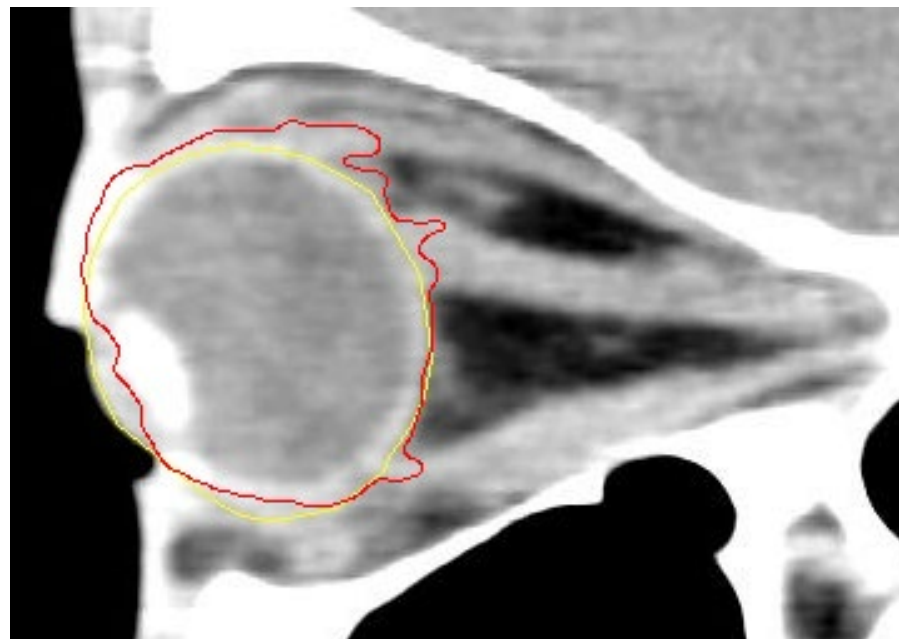
- 토의: 2) 일반적이지 않은 케이스에 대한 개선 방안 필요

일반적인 케이스와 다른 모양, 예를 들어, 짧다거나, 중간이 잘린 것처럼 되어 있는 케이스



연구 진행 상황: 3차 실험 보고

- 토의: 3) 밝기 어그멘테이션은 훈련셋에 밝은 이미지가 포함되면서 어느 정도 해결되어, 의미가 퇴색된 것으로 보임
- 그러나, 더 좋은 밝기 어그멘테이션 방식이 제안된다면, 개선여지 있음



차후 연구 계획: 이슈 및 개선 방안

- 1) 수동 세그멘테이션 데이터에 대한 더 깊은 토의
- 2) 훈련 데이터 확보
- 3) 기존 연구들의 딥러닝 모델들 비교 실험
- 4) WW, WL 값 재설정 혹은 비교 실험

- 다음 보고 : 미정