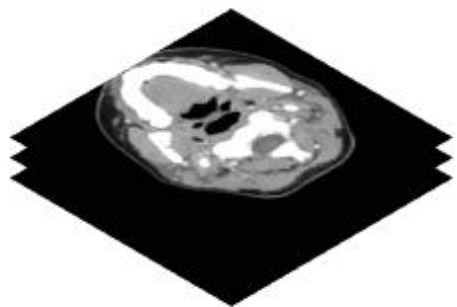


# 두경부 CT 기반 신경 경로 추정 및 종양-신경 위험도 시각화 시스템

CV-13

Next-CT : 박진웅, 이다현, 정대현, 최재민, 한승범

**boostcamp** ai tech



CT



정상 구조물



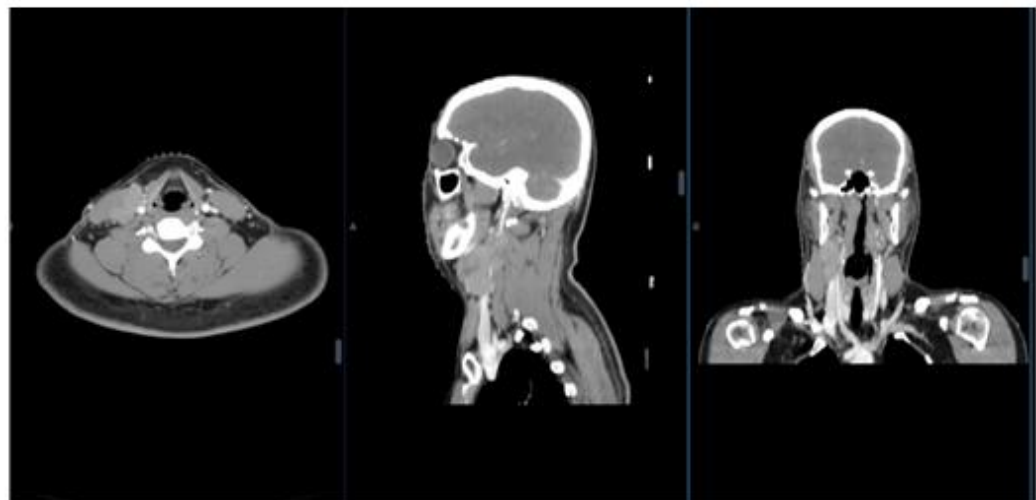
+종양



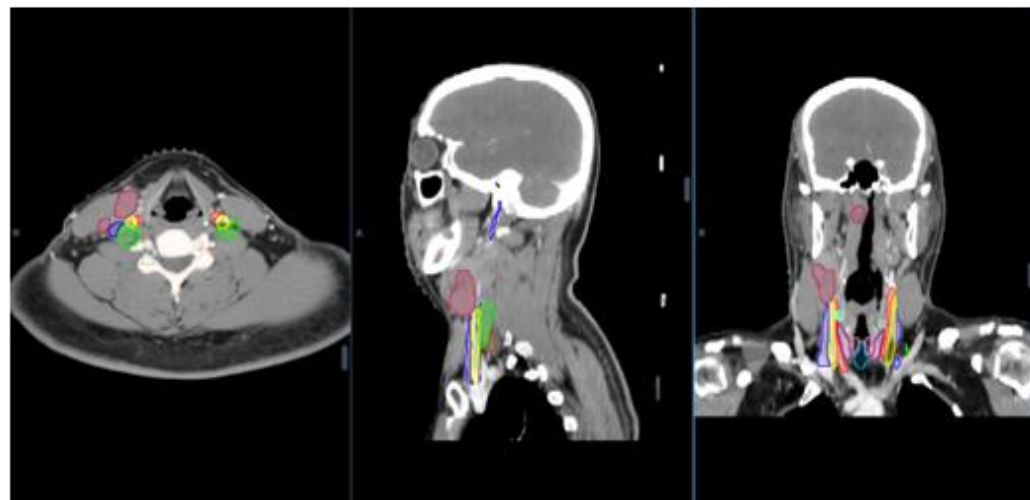
+신경 추정

Segmentation

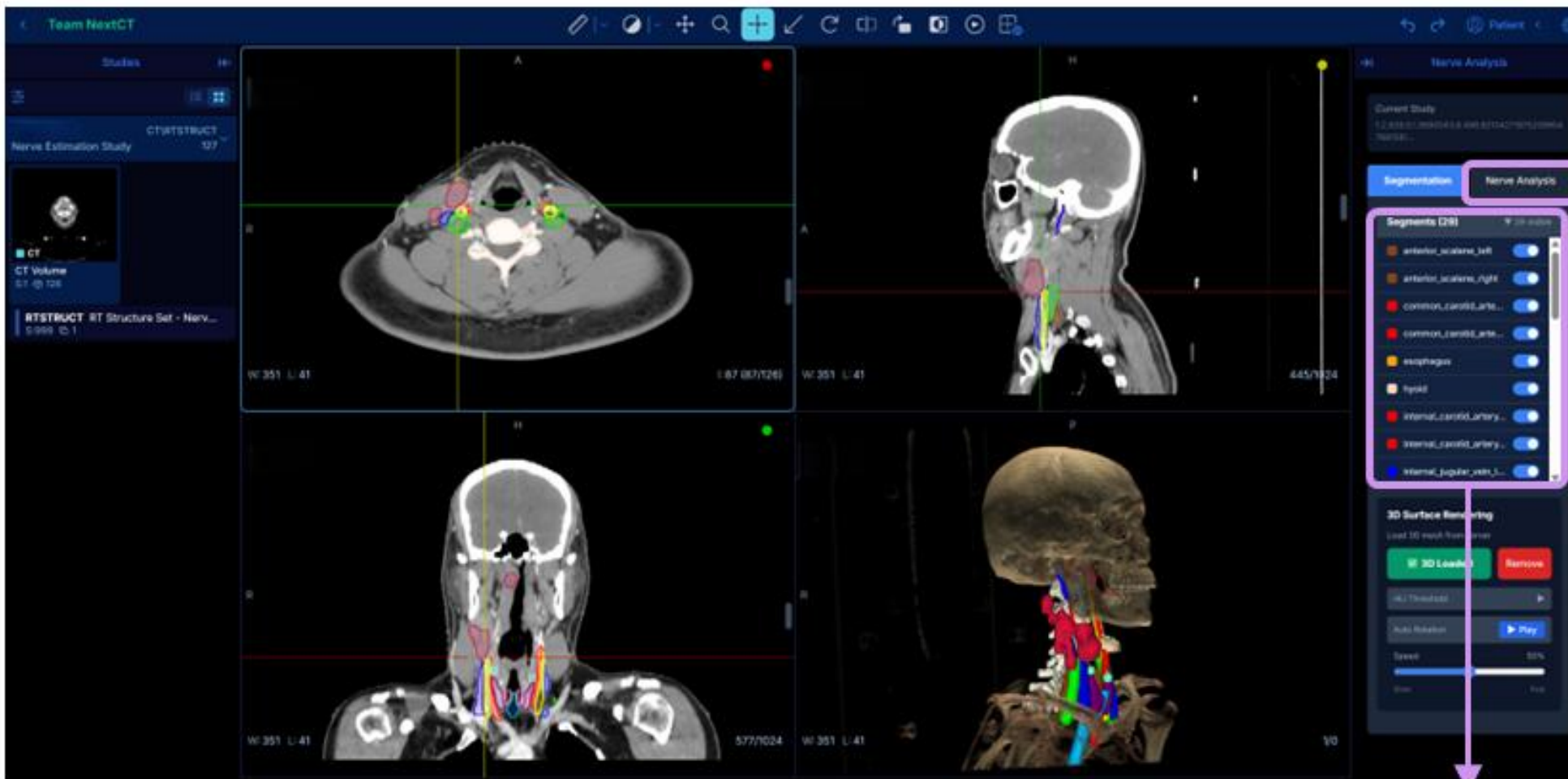
Estimation



의사가 수술 전 확인하는 CT 이미지 원본

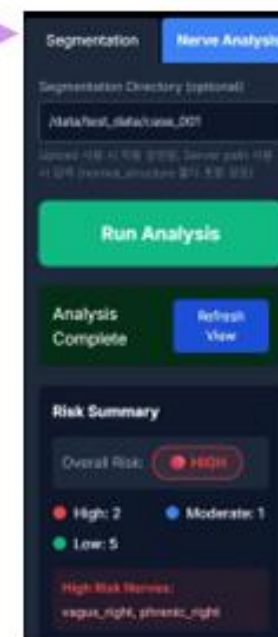


프로젝트 결과



Visualization

Segmentation result



Risk assessment report

# INDEX

## Introduction

- 두경부암 수술 전 진단 흐름
  - CT
  - 수술 중 신경 손상 발생 이유
  - 프로젝트 제안
  - 프로젝트 의의
  - 프로젝트 타임라인 및 팀원 역할
- 

## Method

- 서비스 아키텍처
  - Segmentation 모델
  - 신경 경로 추정 및 위험도 계산
- 

## Result

- Demo
- 

## Conclusion

- 자체 평가

---

# 1. Introduction to Project

---

- 두경부암 수술 전 진단 흐름
- CT
- 수술 중 신경 손상 발생 이유
- 프로젝트 제안
- 프로젝트 의의
- 프로젝트 타임라인 및 팀원 역할



## 두경부암 수술 전 진단 흐름

초음파 및 조직 검사 → CT ± PET/CT → 수술





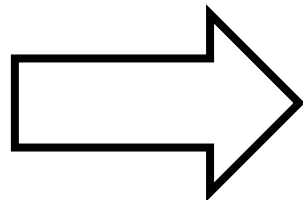
## CT (컴퓨터단층촬영)

CT 이미지에서 **인체 내부 구조**의 위치를 사전 파악

#### 엄정화 "암 수술 후 성대 마비... 목 뜯어내고 싶을 때도"

엄정화는 컴백을 미룰 수 밖에 없었던 사연을 공개하며 갑상선암 수술로 힘들었다고 말했다. 엄정화는 "수술을 했는데 목소리가 안 나오더라. 한 달이 지나도 목소리가 안나왔다. 성대가 마비된 것이다. 난 이제 노래도 못하고 말도 못하고 연기도 못하는 구나 싶어서 진짜 미쳐 버리는 줄 알았다"라고 말했다.

Why?



CT 이미지에서는 신경의 위치 파악 불가  
기존에는 의사의 해부학적 지식과 경험에 의존

#### 목 혈관종 제거 수술 후 어깨 힘 저하에 대한 손해배상 사건

환자 A씨는 목 멍을 제거를 위해 피고 병원에서 혈관종 제거 수술을 받았습니다.

수술 후 A씨는 오른쪽 어깨 힘 저하를 호소했고 척추부신경 손상 진단을 받았습니다.

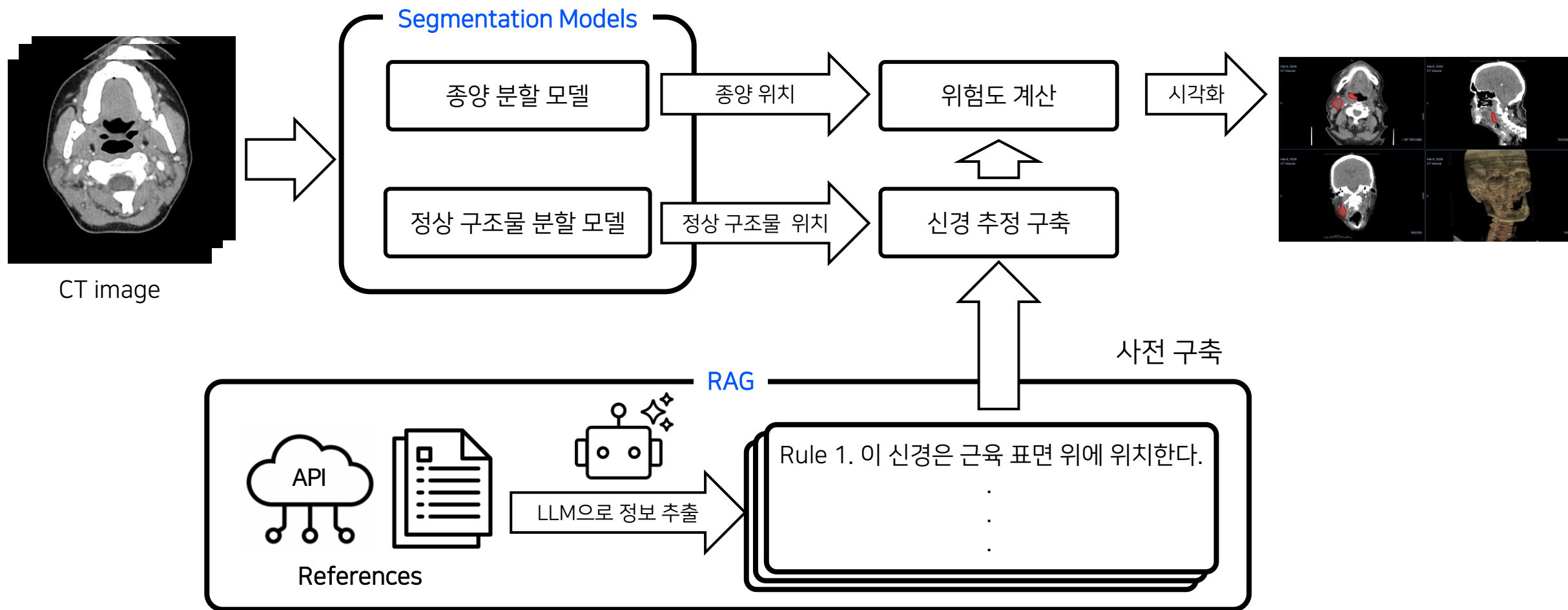
법원은 수술로 인해 후유장해가 발생했다고 판단하여 피고 병원에 손해배상 책임이 있다고 인정하고 원고 A씨에게 48,429,863원, 어머니 C씨에게 50만원을 지급하라고 판결했습니다.

## 수술 중 신경 손상 원인

CT 이미지에 보이지 않는 위험성



## 프로젝트 제안 두경부 CT 기반 신경 경로 추정 및 종양-신경 위험도 시각화 시스템



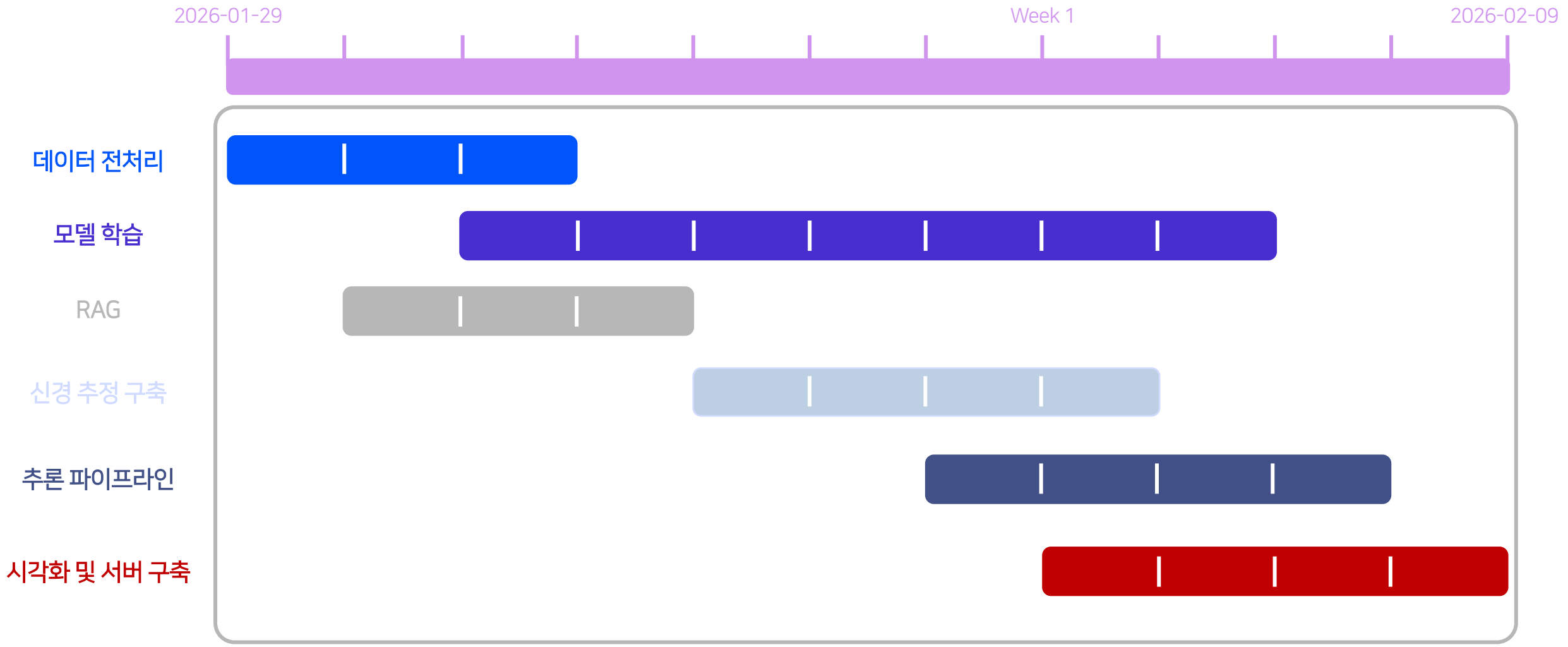
## 01. 문헌 기반 신경 경로 추정

해부학 문헌의 정량적 데이터를 활용하여 **신경 위치 추정 규칙을 도출**하고,  
정상 구조물을 기반으로 **신경 경로 자동 추정**

## 02. 정상 구조물, 종양, 신경 시각화를 통한 수술 보조

CT에서 정상 구조물, 종양 및 추정된 신경 경로를 함께 **시각화**하고,  
**종양-신경 간 위험도 계산**을 통한 수술 계획 수립을 보조

1.6 프로젝트 타임라인 및 팀원 역할



## Next-CT Team



박진웅

프로젝트 제안,  
신경 추정 및 위험도 로직,  
서비스 아키텍처 설계,  
웹 시각화 파이프라인 구축,  
데이터 라벨링



이다현

Total Segmentator v2 옵션  
테스트 및 정상 구조물 분할  
모델 파이프라인 설계,  
ResEnc 적용, Custom  
Generalized Surface Loss  
활용 nnU-Net 성능 개선



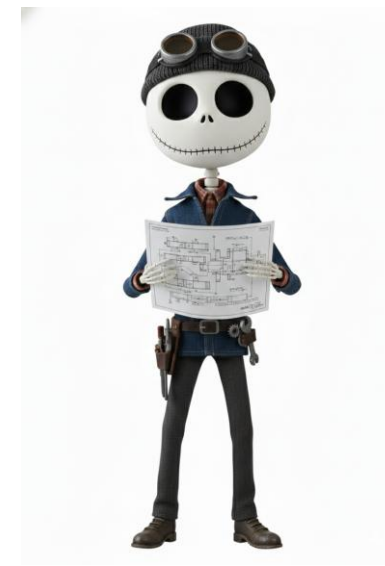
정대현

nnU-Net 기반 정상 구조물  
분할 모델링,  
Generalized Surface Loss  
를 활용한 모델 훈련,  
Nifti 파일 분석



최재민

PET-CT 기반 전처리 및 병변  
분할 모델링,  
Docker compose를 활용한  
추론 파이프라인



한승범

CT 기반 ResEnc U-Net 병변  
분할 모델링,  
GCS, GCE 활용

---

# 2. Method

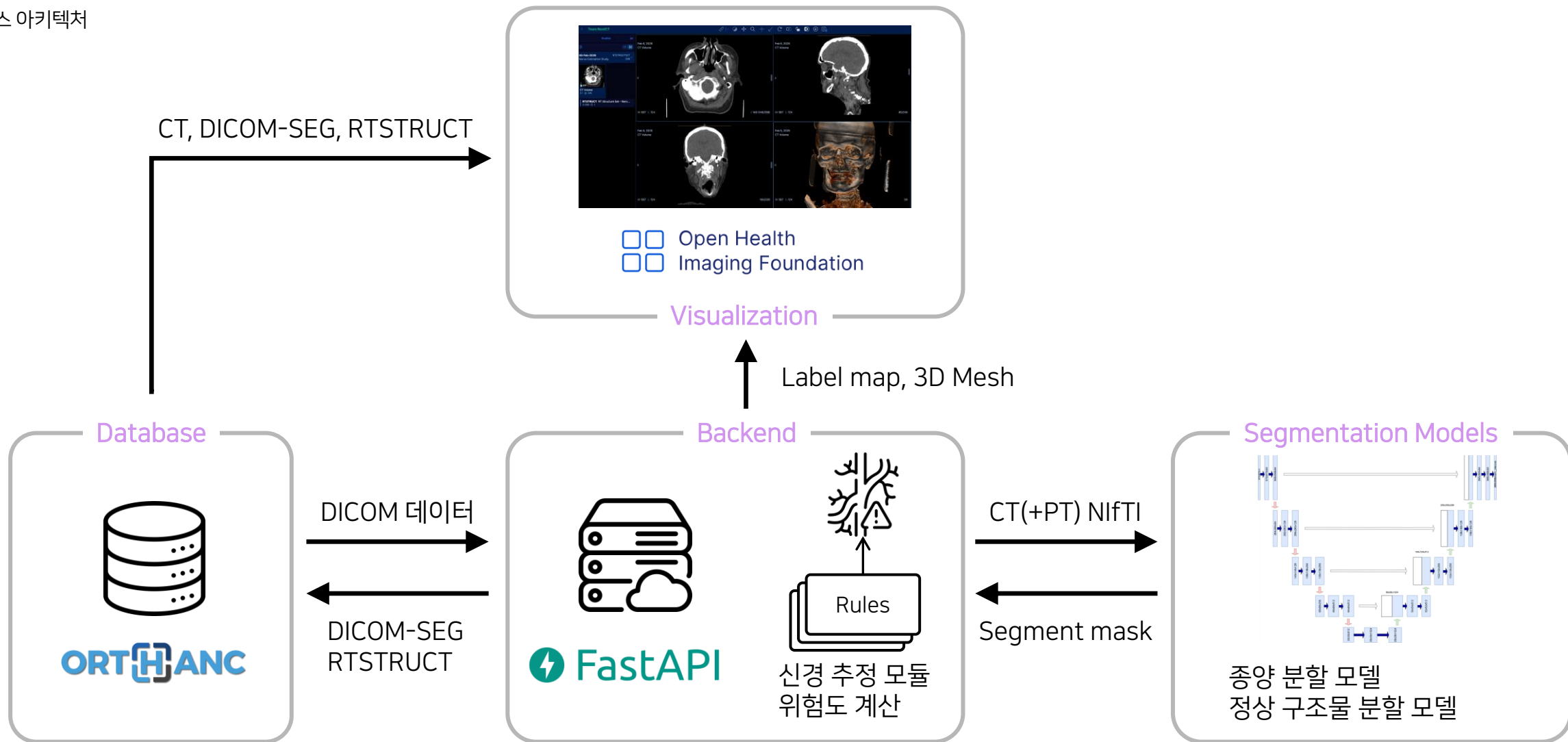
---

서비스 아키텍처

Segmentation Model

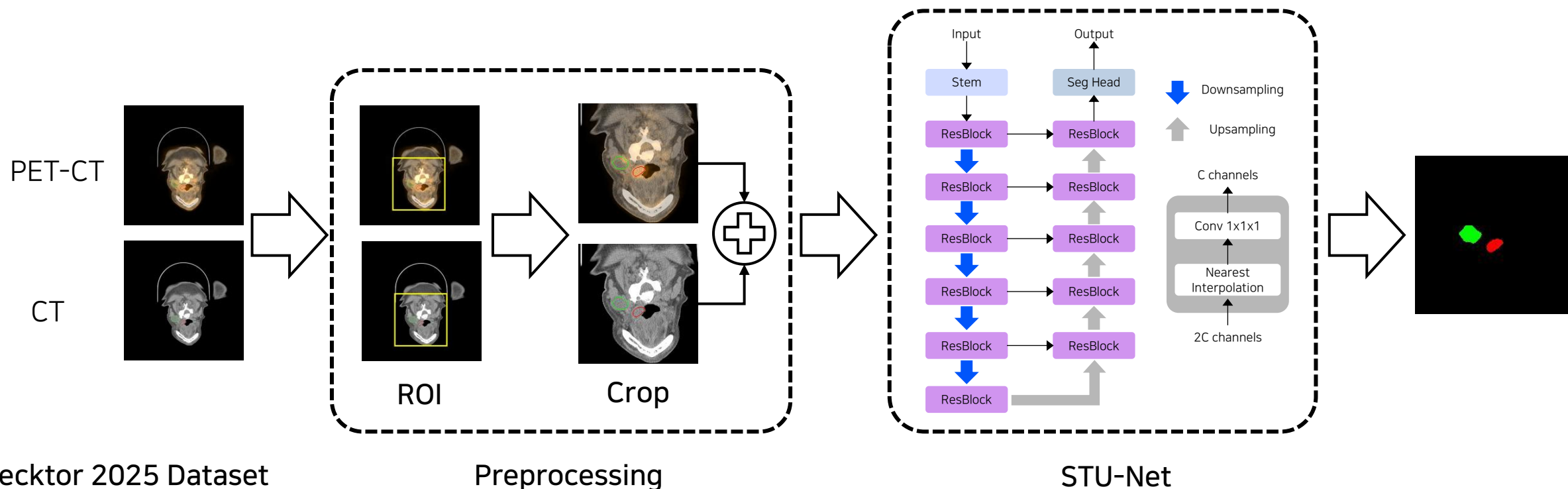
신경 추정 구축 및 위험도 계산

## 2.1 서비스 아키텍처



# 서비스 아키텍처

# Segmentation 종양 분할 모델 (CT ± PET/CT)



Hecktor 2025 Dataset

Preprocessing

STU-Net

1x1x1 spacing resampling

PET-CT intensity 기반 ROI 추출

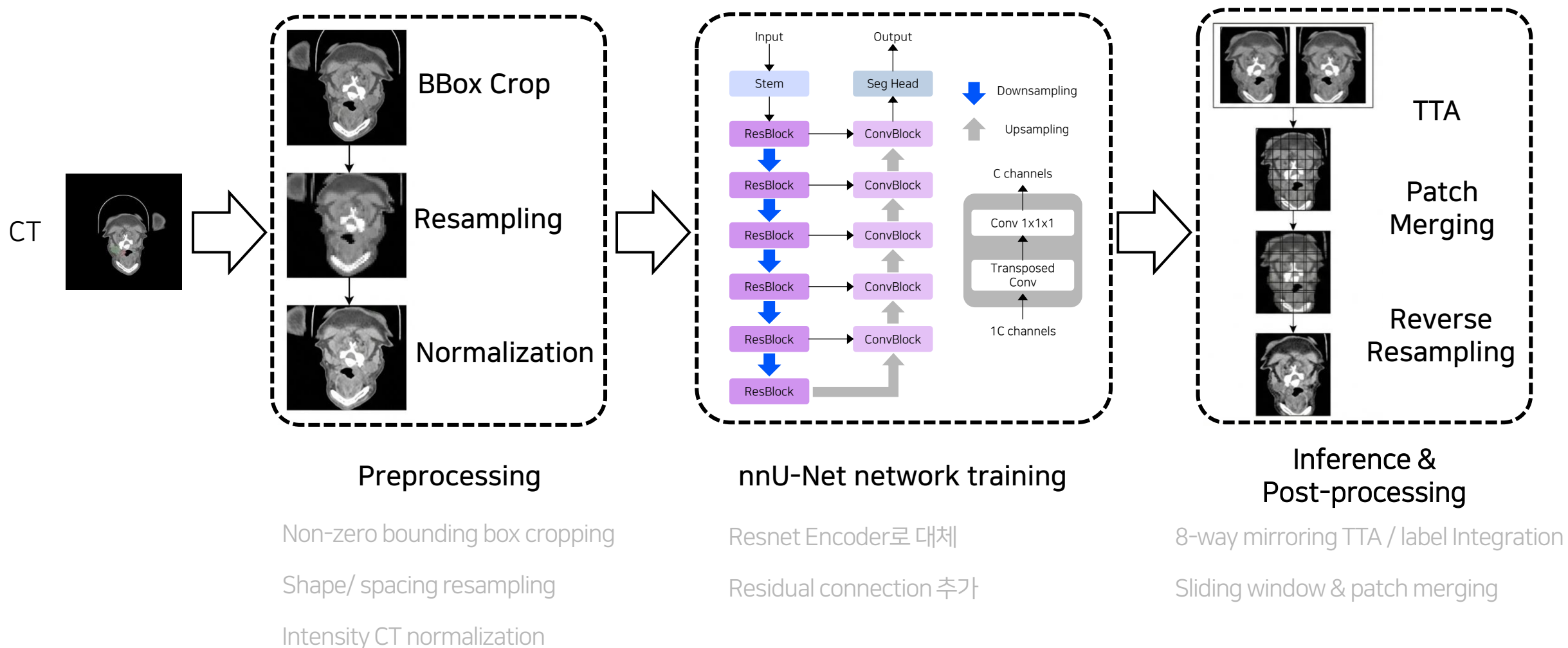
nnU-Net 과 비교해서

→ 기존 Block을 Resnet block으로 대체

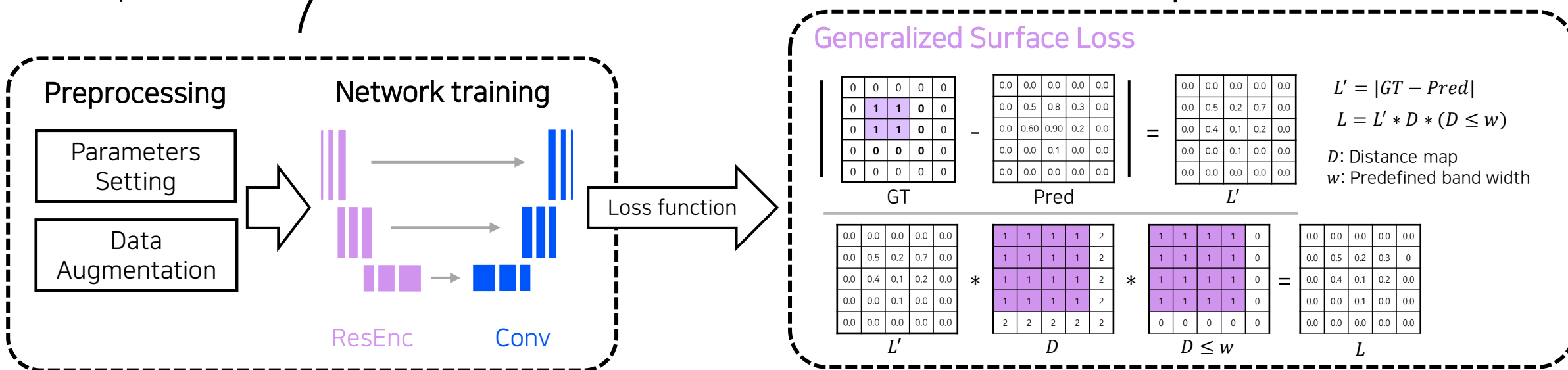
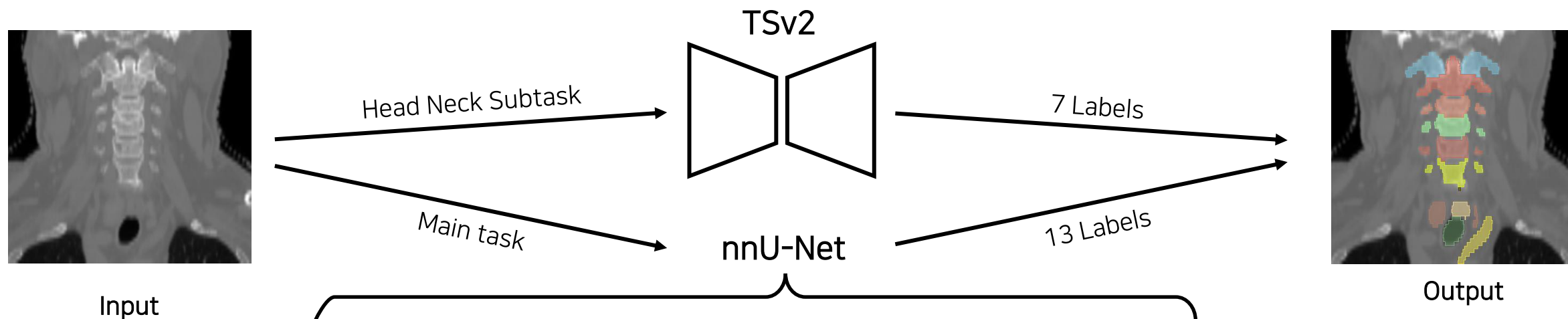
→ Upsampling 을 nearest + 1x1x1 conv



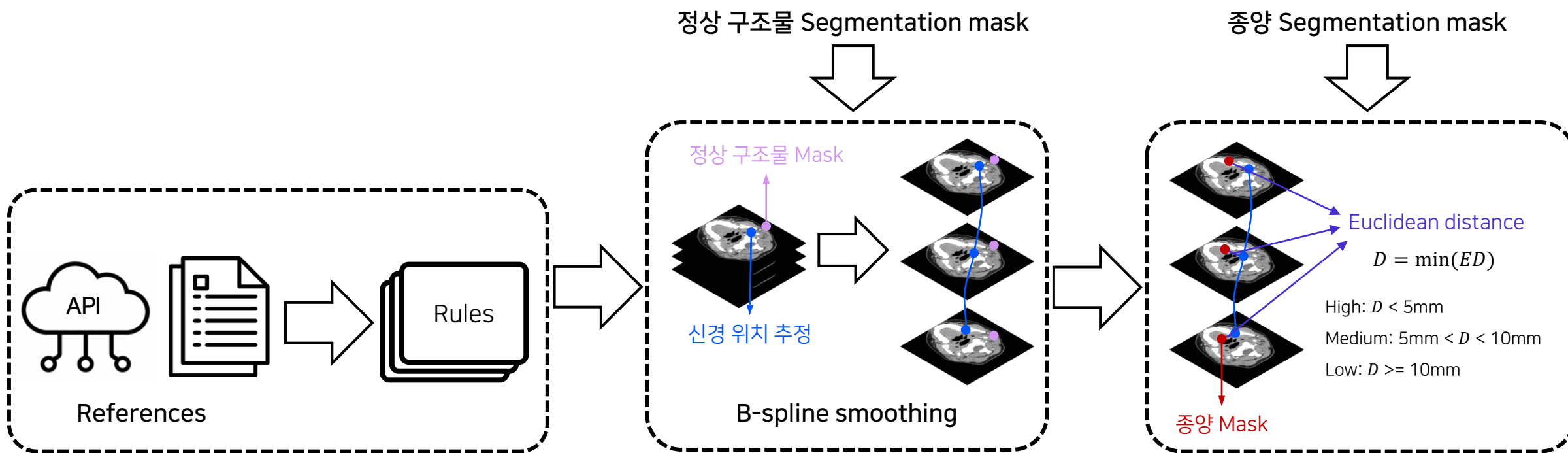
# Segmentation 종양 분할 모델 (CT)



# Segmentation 정상 구조물 분할 모델



## Nerve Estimation RAG 기반 신경 경로 추정 및 위험도 계산



RAG 기반 신경 정보 추출

Reference로부터 LLM을 활용해 Rule로 재구성  
Rule → 특정 신경들의 상대적 위치 관계

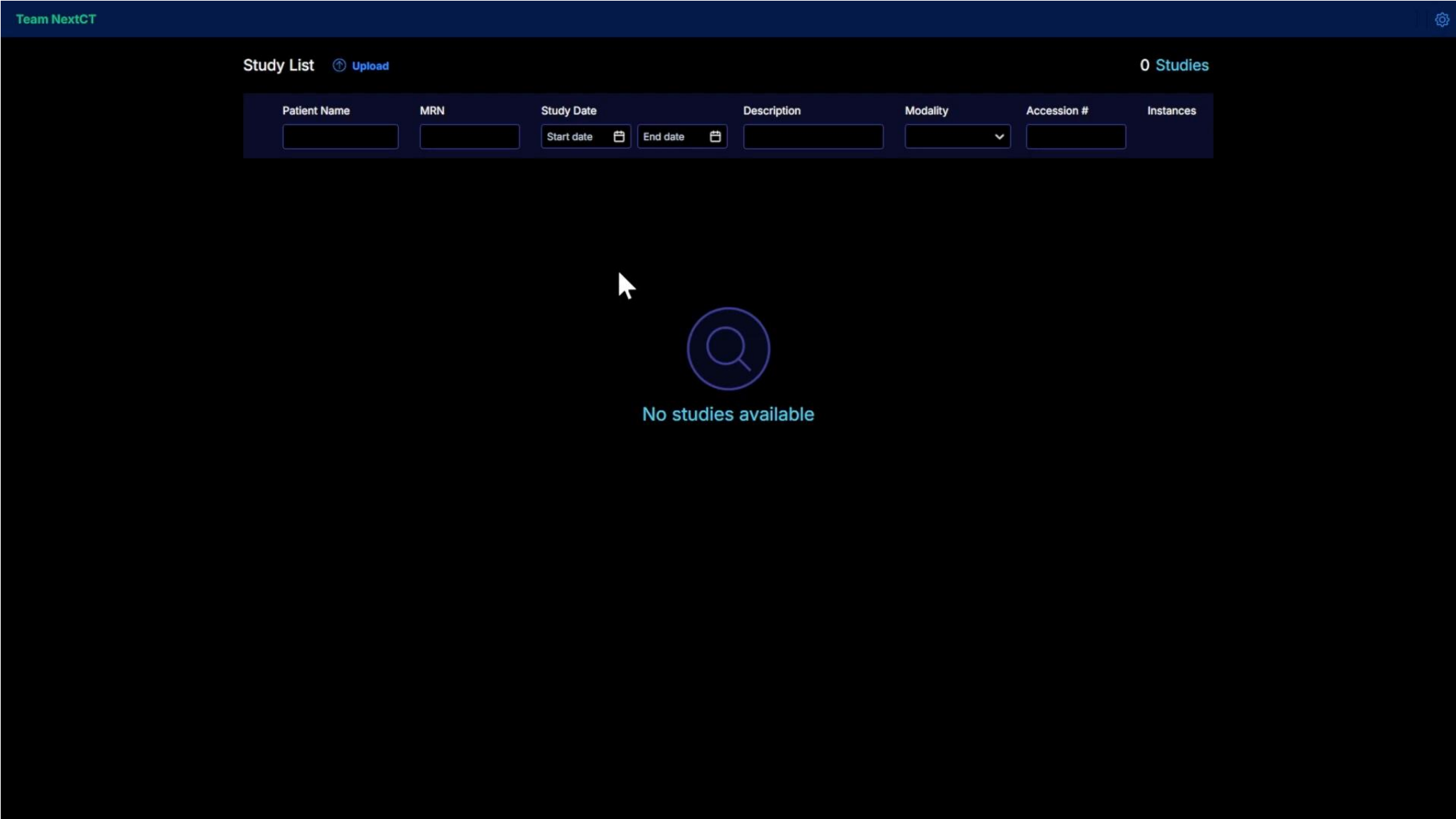
신경 추정 구축

CT의 Axial 축 기준으로 Rule 기반 신경 구축  
B-spline smoothing으로 연속 경로 구축

위험도 계산

종양과 신경사이의 유클리드 거리 계산  
임계점 기반 위험도 측정

3. Result



## 자체 평가 Contribution

### 01. CT 이미지에 보이지 않는 신경 추정 및 구축

해부학 문헌에서 정량적 공간관계를 기반으로 신경-구조물 간 위치 Rule을 도출하고, 정상 구조물 분할 결과를 기반으로 신경 경로를 자동 추정.

### 02. End-to-end 수술 계획 보조 시스템 구축

CT 업로드부터 구조물/종양 분할, 신경 추정, 위험도 계산, 웹 기반 시각화까지 하나의 파이프라인으로 통합.

## 자체 평가 Limitation

### 01. 신경 경로 검증을 위한 **Ground Truth** 확보의 어려움

CT에서 신경이 직접 관찰되지 않아 정량적 검증 근본적 어려움.

### 02. 인종별 해부학적 차이에 따른 추정 오차 가능성

서양인 중심의 해부학 문헌 기반 Rule로 인해 아시아인 등에서 오차 발생 가능.

---

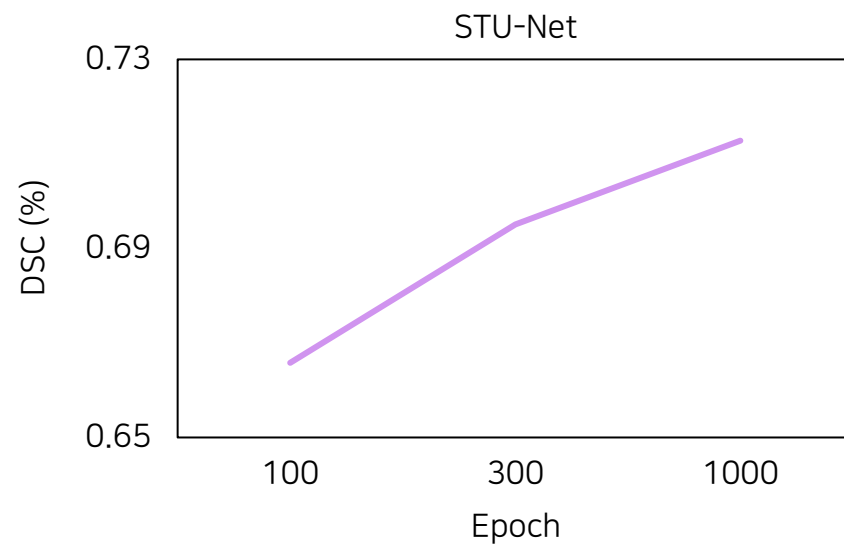
End of Document  
Thank You.



## 종양 분할 모델 성능

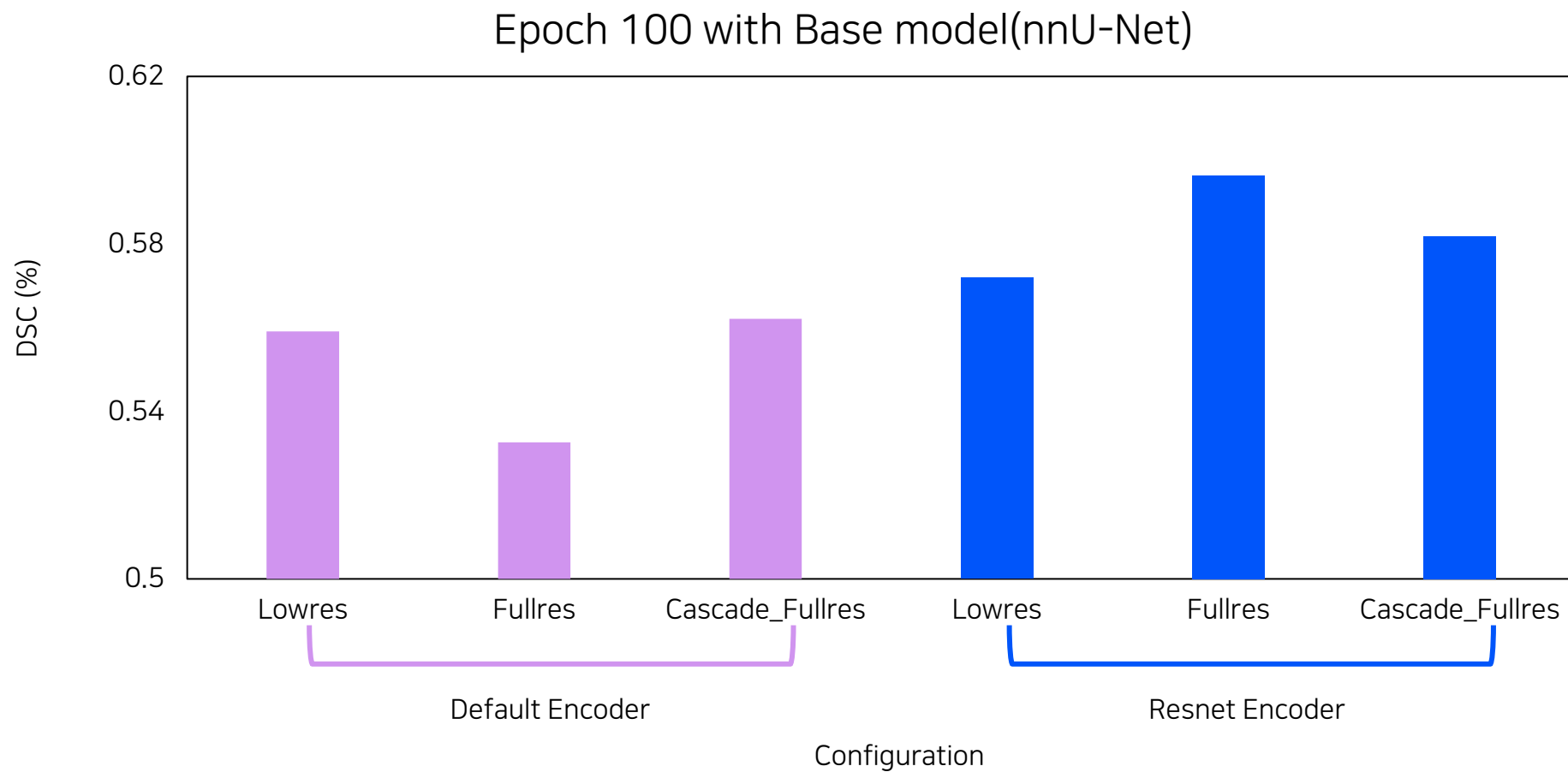
PET-CT 기반 ROI 추출 전처리 적용 시 Dice score(DSC): Hecktor 2025 Dataset

Model	Modality	Epoch	DSC (%)	Content
STU-Net	CT	100	0.5700	
STU-Net	CT	300	0.5912	
nnU-Net	PET-CT + CT	100	0.6313	
STU-Net	PET-CT + CT	100	0.6658	
STU-Net	PET-CT + CT	300	0.6951	
STU-Net	PET-CT + CT	1000	0.7128	
STU-Net	PET-CT + CT	1000	0.7605	Label integrated
STU-Net	PET-CT + CT	1000	0.7616	Label integrated, Post-processing



## 종양 분할 모델 성능

CT-only 입력 모델 Dice score(DSC) : Hecktor 2025 Dataset



## 종양 분할 모델 성능

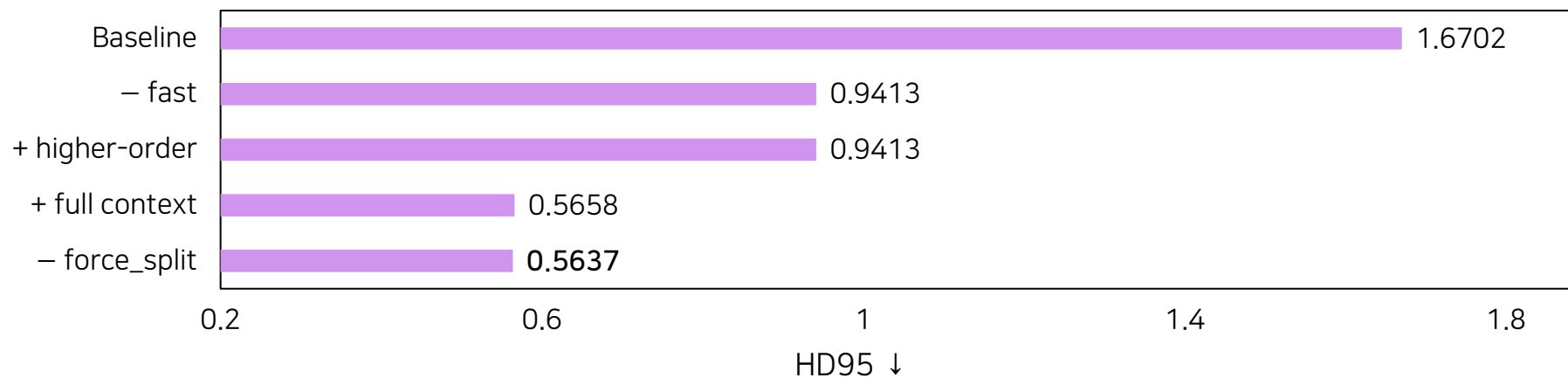
CT-only 입력 모델 Dice score(DSC) :Label Integration Experiments (SegRap 2023 Dataset)

Model	Configuration	Epoch	DSC (%)	비고
nnU-Net	Baseline (Plain U-Net)	100	0.6798	기본 모델(병변 분리 학습)
nnU-Net	Pre Integration(Val)	100	0.7245	기본 모델, 검증 시 사전 통합
nnU-Net	Post Integration(Val)	100	0.7244	기본 모델, 검증 시 후처리 통합
nnU-Net	Label Integration train	100	0.7010	병변 라벨 통합 후, 학습

# 정상 구조물 분할 성능

## 1. TSV2 모델

Experiment	fast	High-order resampling	Full context	Force split	Dice ↑	HD95 ↓	Time(s) ↓	Content
Baseline	✓	X	X (roi_subset)	✓	0.8135	1.6702	23.4	
– fast	X	X	X (roi_subset)	✓	0.9614	0.9413	107.9	리샘플링 및 후처리 단계를 단순화한 빠른 추론
+ higher-order	X	✓	X (roi_subset)	✓	0.9614	0.9413	106.9	고차 보간 기반 리샘플링 적용
+ full context	X	✓	✓	✓	0.9647	0.5658	266.9	Total 태스크로 설정해 전체 컨텍스트 포함
– force_split	X	✓	✓	X	<b>0.9677</b>	<b>0.5637</b>	<b>189.2</b>	입력 볼륨을 강제 분할하지 않고 한 번에 추론

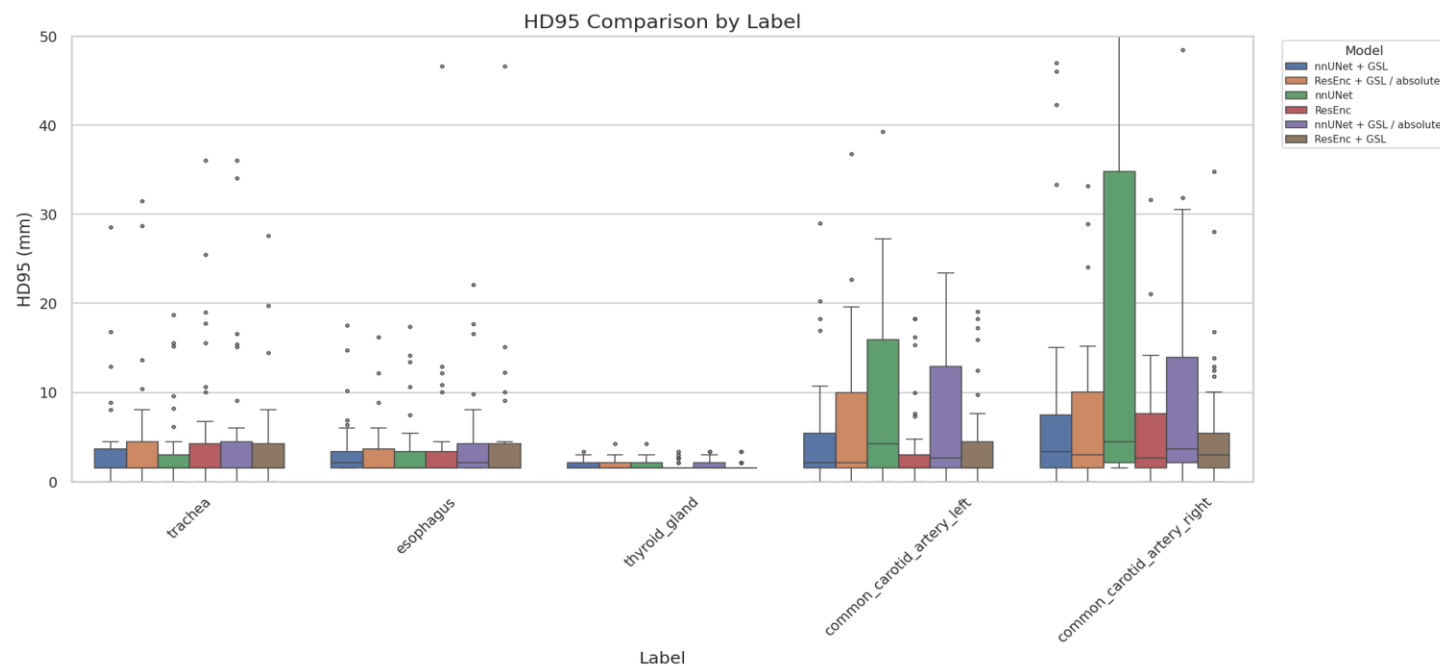


# 정상 구조물 분할 성능

## 2. nnU-Net 모델

두경부 영역 정상 구조물 13개를 포함하는 TSv2로 100 epoch 훈련 결과 비교  
Dice Score / Dice Score가 가장 낮은 구조물 5개에 대한 HD95 Box plot

model	Validation set
	Dice
nnU-Net	0.9244463
nnU-Net + GSL	0.9245193
nnU-Net + GSL / absolute	0.9254850
ResEnc	0.9265636
ResEnc + GSL	0.9264266
ResEnc + GSL / absolute	<b>0.9265910</b>



## 발표 References

<https://namu.wiki/w/%EC%BB%B4%ED%93%A8%ED%84%B0%EB%8B%A8%EC%B8%B5%EC%B4%AC%EC%98%81>  
[https://commons.wikimedia.org/wiki/File:3d\\_CT\\_scan\\_animation.gif](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:3d_CT_scan_animation.gif)  
<https://www.hankookilbo.com/news/article/A2023120311560004643>  
[https://news.sbs.co.kr/news/endPage.do?news\\_id=N1004559720](https://news.sbs.co.kr/news/endPage.do?news_id=N1004559720)

## 정상 구조물 모델

[Dataset with segmentations for 117 important anatomical structures in 1228 CT images](#)  
[Segmentation of Organs-at-Risk and Gross Tumor Volume of NPC for Radiotherapy Planning\(SegRap 2023\)](#)  
[nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation](#)  
[TotalSegmentator: Robust Segmentation of 104 Anatomic Structures in CT Images](#)  
[A Generalized Surface Loss for Reducing the Hausdorff Distance in Medical Imaging Segmentation](#)  
[GitHub - StanfordMIMI/TotalSegmentatorV2](#)  
[GitHub - MIC-DKFZ/nnUNet](#)

## 종양 분할 모델

<https://hecktor25.grand-challenge.org/>  
<https://github.com/Liiii2101/HECKTOR2025-MEDAI>  
<https://github.com/MIC-DKFZ/nnUNet>

## 신경 추정 구축 및 위험도 계산

Inamura Y, et al. "Topographical features of the vagal nerve at the cervical level in an aging population evaluated by ultrasound." Interdisciplinary Neurosurgery, 2017.

Estrela F, et al. "Anatomic relation between the external branch of the superior laryngeal nerve and the thyroid gland." Braz J Otorhinolaryngol., 2011.