

Hand Bone Image Segmentation



1. Introduction
2. Collaboration Tools
3. EDA
4. Hypothesis & Experiment
5. Result
6. Review

4. Hypothesis & Experiment

4.1 최종 모델 도식화

4.2 학습 전략

4.3 전처리 및 증강

4.4 모델링

4.5 추론 전략 및 앙상블

4.6 후처리

Introduction

1 Introduction



이봉학_T8144



김지은_T8050

안녕하세요~ㄱㅇㅇ?♡



김경모_T8019



위정호_T8127

안녕하세요 😊



조수빈_T8193

안녕하세요~ ^..^

1 Introduction

Media in category "X-rays of the hands"

The following 146 files are in this category, out of 146 total.



01 16 X-ray of Hand
(cropped).jpg
469 × 469; 110 KB



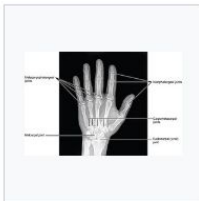
01 16 X-ray of Hand.jpg
750 × 881; 207 KB



1896 x-rays of
Physikalischer Verein,
hand of man.tif
1,896 × 2,574; 6.53 MB



1896 x-rays of
Physikalischer Verein,
hand of woman.tif
1,867 × 2,541; 6.31 MB



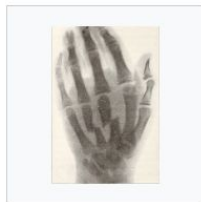
814 Radiograph of
Hand.jpg
968 × 639; 186 KB



American quarterly of
roentgenology (1909)
(14570808208).jpg
2,646 × 4,136; 645 KB



American quarterly of
roentgenology (1911)
(14756932095).jpg
2,068 × 1,610; 1.44 MB



American X-ray journal
(1897)
(14570496517).jpg
893 × 1,297; 147 KB



Bender gruppe-02.jpg
1,066 × 542; 210 KB



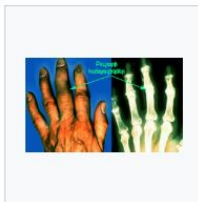
Bones of a hand.
Radiograph, 1900-1904.
Wellcome L0026317.jpg
1,350 × 1,386; 487 KB



Bones of the hand of
Sergeant Mather,
possibly of 2nd Middle
Wellcome L0026316.jpg
1,184 × 1,489; 542 KB



Bones of the hand of W.
Scott-Moncrieff,
showing the effect
Wellcome L0026315.jpg
1,184 × 1,548; 604 KB



Bouchard nodes
Armenian.png
600 × 359; 288 KB



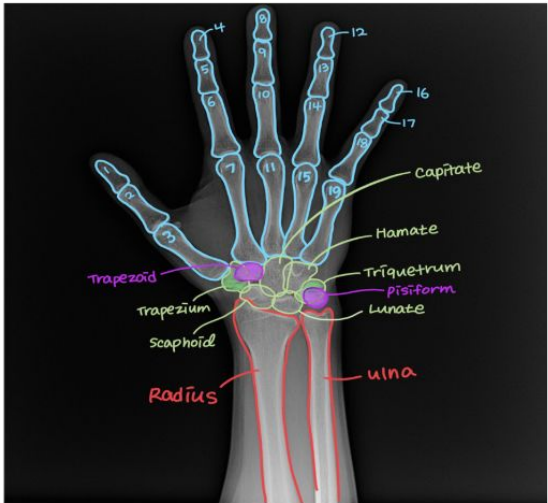
Buckwalter X-Ray
Hand.jpg
1,413 × 1,129; 153 KB

1 Introduction

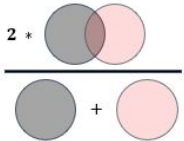
- 크게 손가락 / 손등 / 팔로 구성되며, 총 29개의 뼈 종류가 존재



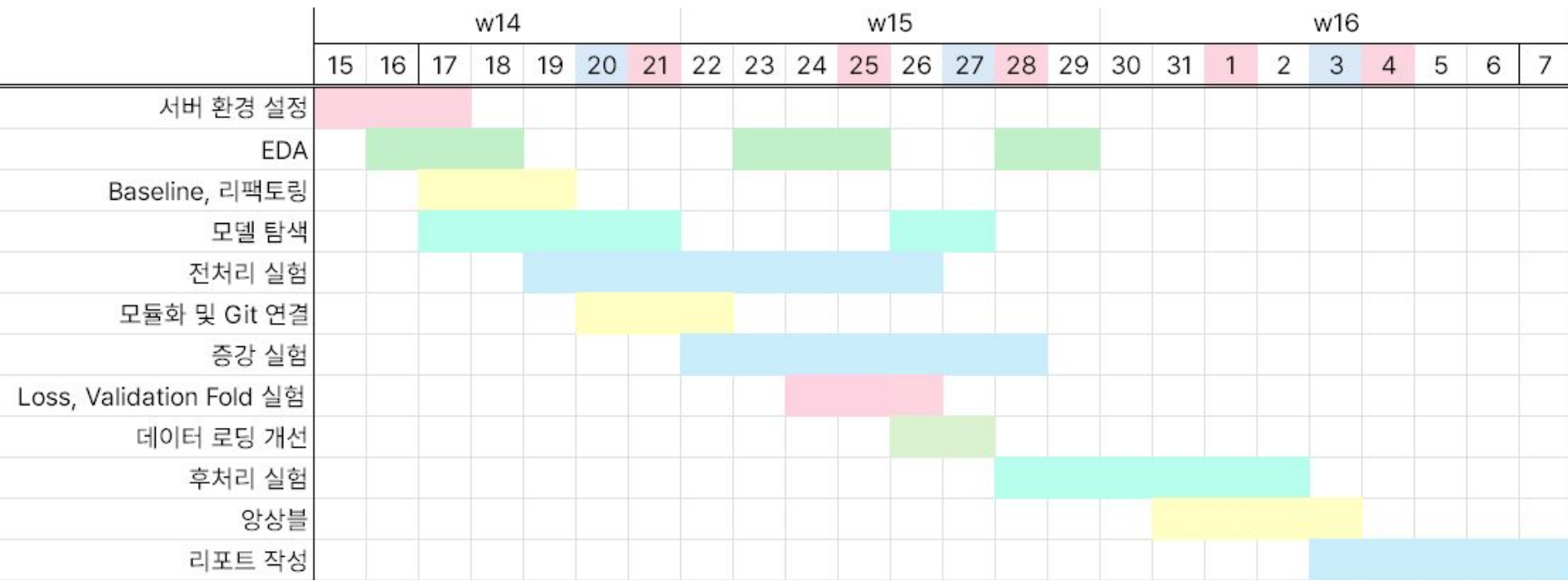
['f1', 'f2', 'f3', 'f4', 'f5', 'f6', 'f7', 'f8', 'f9', 'f10',
'f11', 'f12', 'f13', 'f14', 'f15', 'f16', 'f17', 'f18', 'f19',
'Trapezium', 'Trapezoid', 'Capitate', 'Hamate', 'Scaphoid',
'Lunate', 'Triquetrum', 'Pisiform',
'Radius', 'Ulna']



$$Dice = \frac{2 * |A \cap B|}{|A| + |B|}$$



1 Introduction



Collaboration Tools

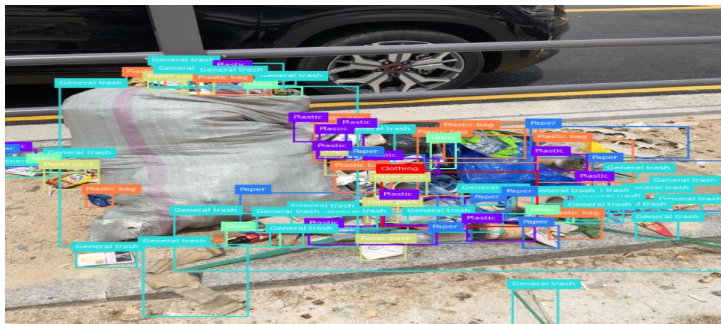
2 Collaboration Tools



이전에 진행했던 Object Detection 회고

1. 역할을 나누자
2. 깃허브를 활용해보자
3. 실험 관리를 더 철저히 하자

*특히 변인통제



2 Collaboration Tools

Notion



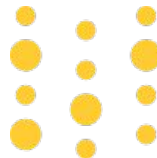
전반적인 프로젝트
진행사항 관리
및 기록

Github



저장소
파일 관리

WandB



실험 기록
및 관리

Slack



소통
회의록

2 Collaboration Tools



전반적인 프로젝트
진행사항 관리
및 기록

TO DO

Active Board Timeline All 2 more...

In Progress 4

Project name	Status	Owner	Dates	Completion
EDA	In Progress	루미 두	2025/12/16 → 2025/12/17	100.00%
모델화	In Progress	위정호	2025/12/16	
model baseline	In Progress	정동호 / 학생	2025/12/17 → 2025/12/18	97.73%
전처리, 증강 가설 및 실험	In Progress	루미 두	2025/12/18 → 2025/12/20	86.96%

New project

Score

Public Date Model

0.9758	2026/01/02	ensemble	WJH_066_ensemble_sliding_tta	위정호
0.9758	2026/01/02	ensemble	WJH_068_ensemble_sliding_GaussianOptThr	위정호
0.9757	2025/12/31	ensemble	WJH_055_ensemble_03	위정호
0.9756	2026/01/02	ensemble	WJH_069_ensemble_sliding_GaussianOptThr	위정호
0.9753	2025/12/29	ensemble	WJH_043_ens_5models_global_0.61-0-0.29-0-0.09	위정호
0.9752	2025/12/28	HRNet w48_exclude_sliding	WJH_037_hrnet_w48_1024_focal_dice_sw	위정호
0.9752	2025/12/28	HRNet w48_exclude_sliding	WJH_038_hrnet_w48_1024_focal_dice_sw_denoise	위정호
0.9747	2025/12/30	ensemble	WJH_046_ens_5models_class_matrix_3	위정호
0.9745	2026/01/02	ensemble	WJH_067_ensemble_sliding_tta_3flip	위정호
0.9744	2025/12/30	ensemble	WJH_045_ens_5models_class_matrix_2	위정호
0.9744	2025/12/30	class-wise ensemble	CS8_019_cwe_WJH_038_CS8_015	cho

Tasks

By project Board All

EDA 3

Task name	Status	Val Score	Assignee	Img_size	Loss	# epoch
EDA	Done		cho	위정		
EDA 2 - 익한 가수	Done		cho			
이성적 ...종자골 뱀	Done		cho			

New task

COUNT 3 COMPLETE 3/3

model baseline 15

Task name	Status	Val Score	Assignee	Img_size	Loss	# epoch
fcn_resnet50	Done		cho	512	BCE DICE 8.2	5
HRNet_OCR	Done		정동호 / 학생	1024	BCE DICE 7.3	60
UperNet_w48v1	Done		정동호 / 학생	1024	BCE DICE 7.3	60
nn_UNetv2	Done		정동호 / 학생	1024	BCE DICE 7.3	60
UNet_efficientnet-b4	Done		루미 두	512	BCE DICE 7.3	12
UNet++_efficientnet-b4	In Progress		J Kim	512 1024 2048	BCE DICE 7.3	50
SegFormer_B3(imagenet)	Done		J Kim	1024	BCE DICE 5.5	15
DeepLabV3+	Done		kim kyoungm	512	BCE DICE 5.5	50
UNet_efficientnet-b0	Done		위정호	512	BCE DICE 5.5	50
UNet_efficientnet-b2	Done		위정호	512	BCE DICE 5.5	80
UNet_efficientnet-b2	Done		위정호	512	Focal DICE 5.5	60
UNet_efficientnet-b2	Done		위정호	512	DICE	92
UNet_efficientnet-b2	Done		위정호	512	DICE	20
UNet_efficientnet-b2	Done		루미 두	512	DICE 6.2	25

서버 셋업 5

Task name	Status	Val Score	Assignee
베이스라인 동작 확인	Done		
Git 연결	Done		
tmux 사용 (오프라인으로 실행하기)	Done		
TTA	In Progress		

New task

COUNT 5 COMPLETE 4/5

전처리, 증강 가설 및 실험 15

Task name	Status	Val Score	Assignee
One hand training (right-hand)	Done		루미 두
손 뱀 정렬	Failed		루미 두
Center Crop	Done		루미 두
전처리 비교 BASE 성능	Done		위정호
multi-label	Done		J Kim
손목뱀 -수근골...	Archived		cho
색(톤, 명암)	Done		J Kim
증강 비교 BASE 성능	Done		위정호
multi-channel feature engineering	Done		J Kim
Validation set 설정	Done		위정호
LOSS 별 성능	Done		kim kyoungm
후처리	Done		cho
Sliding Window	In Progress		루미 두
Validation set으로 학습	Failed		kim kyoungm
class-wise ensemble	In Progress		cho

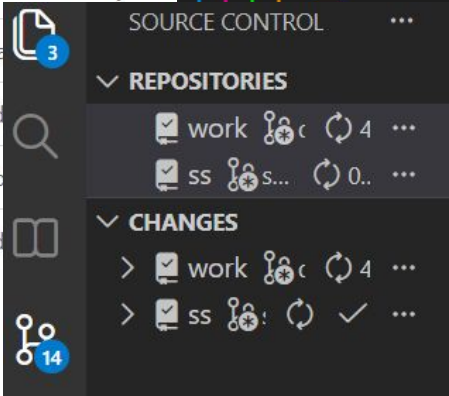
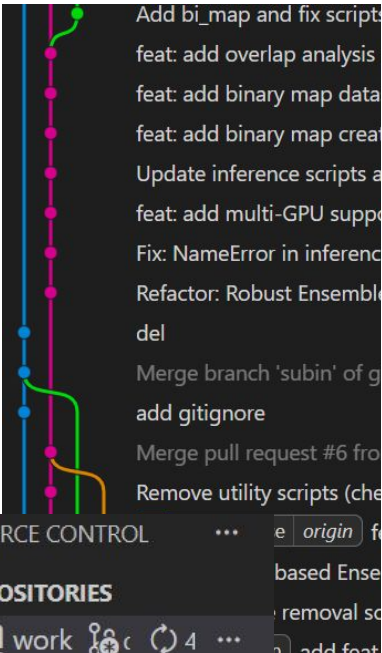
2 Collaboration Tools

Github



저장소
파일 관리

bi_map	Add LBH_010_N
checkpoints/Base_UNet	Add Base_UNet
dataset	feat: add binary
eda	feat: add overla
inference	Add inference v
model	feat: add binary
tools	feat
.gitignore	Ad
README.md	Do
config.py	Ac



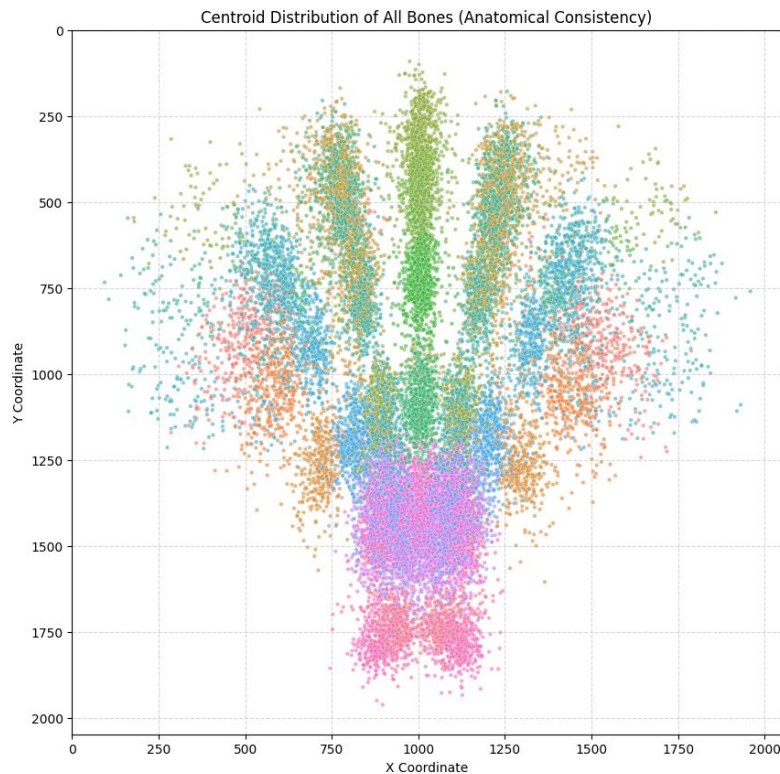
EDA

3 EDA



1. 손 뼈 : 정형화된 구조
2. 흑백 이미지 : 0-255
3. 2048*2048px
4. 한 사람이 양손 촬영
 - a. 쌍끼리 유사
5. 손가락, 팔 뼈들은 길쭉
6. 손목 뼈들은 둥글

3 EDA

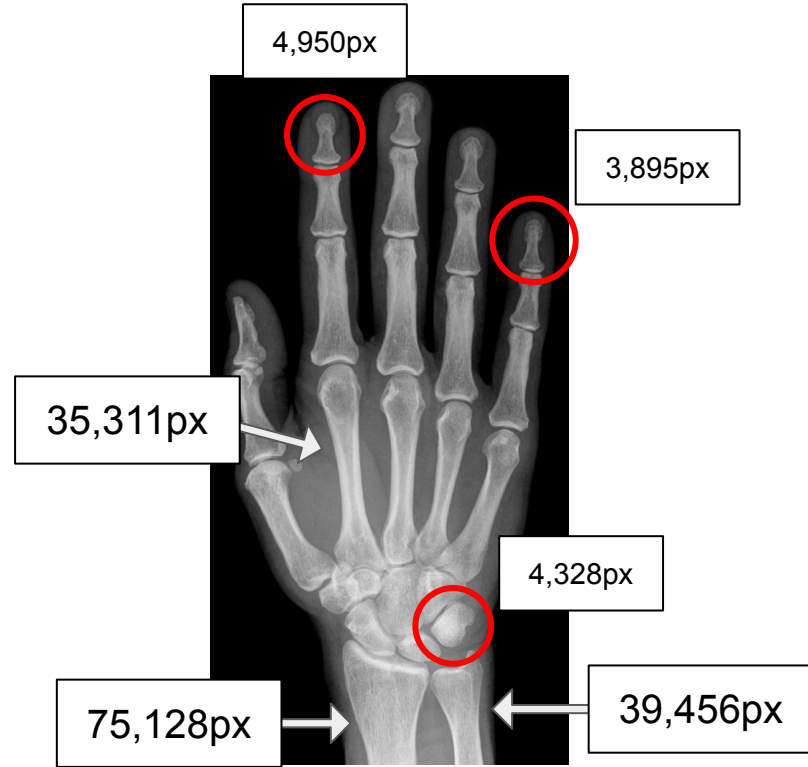
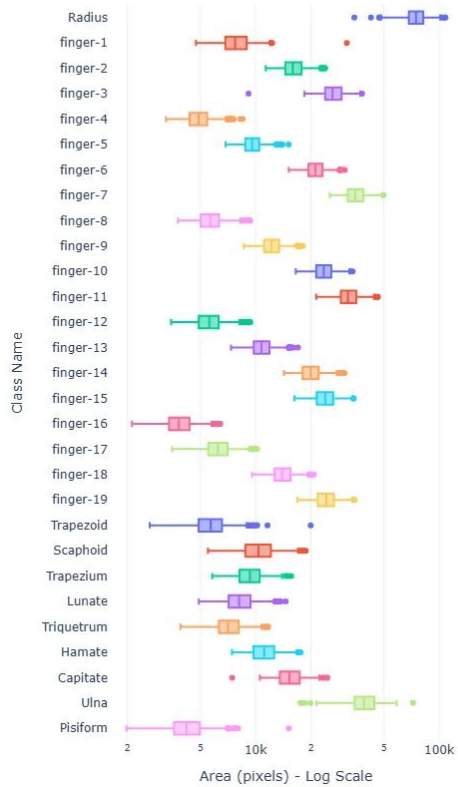


면적 중심에 점을 찍고 그 분포를 봤을 때,
손목을 꺾어서 촬영한 이미지가 있음을 파악

같은 픽셀 좌표에서
한 이미지는 **finger-1**가 위치
다른 이미지는 **finger-4**가 위치에 있을 수
있음

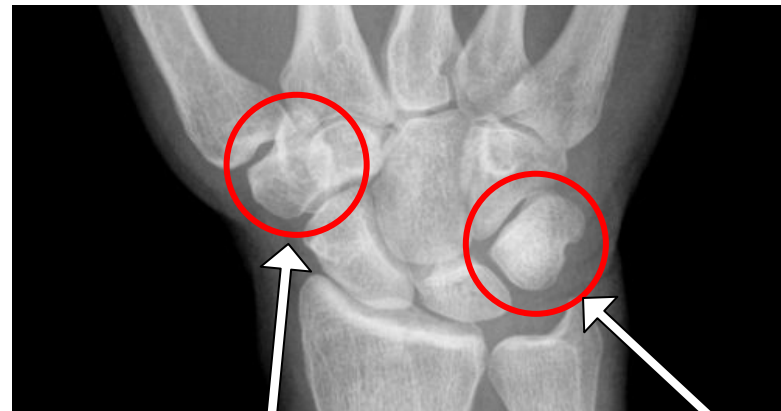
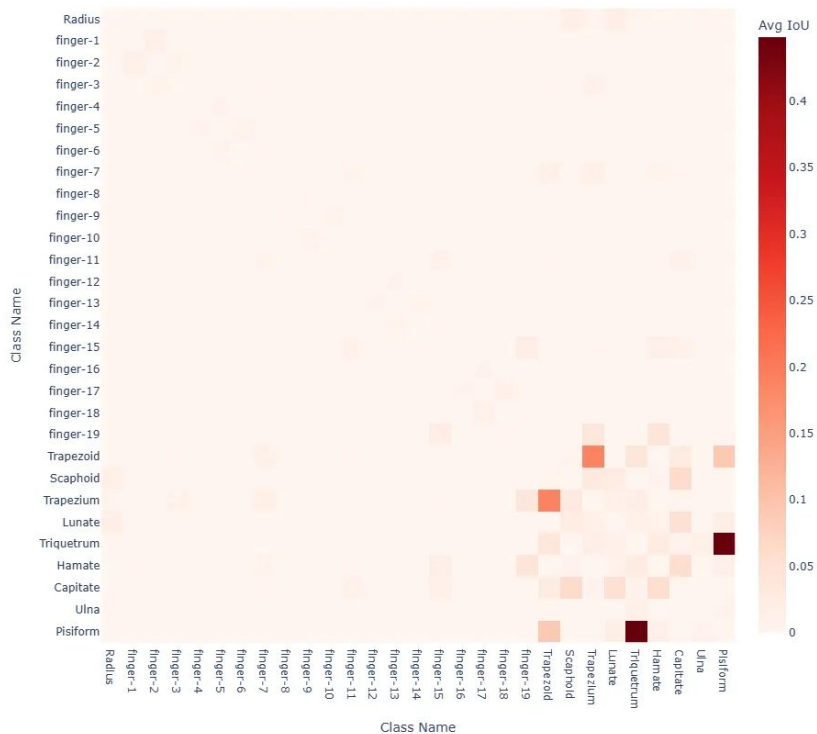
3 EDA

Distribution of Annotation Areas per Class (Log Scale)



3 EDA

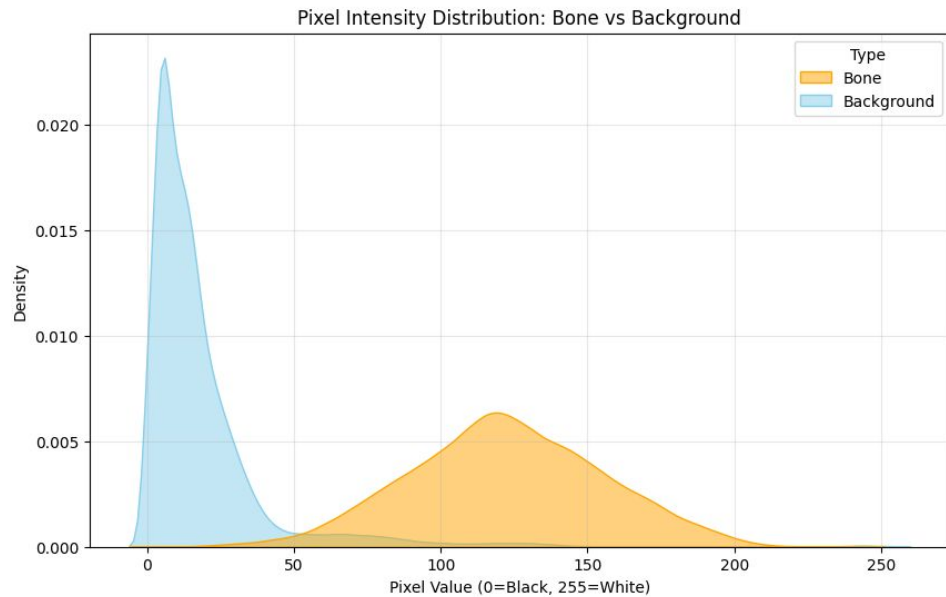
Average IoU Heatmap (Severity of Overlap)



Trapezium
& Trapezoid

Triquetrum
& Pisiform

3 EDA



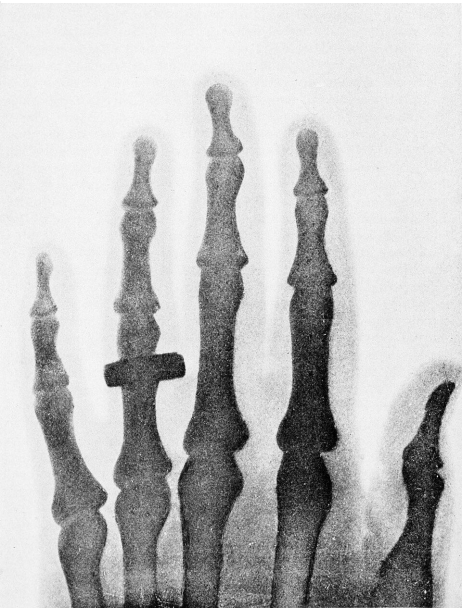
뼈 - 배경 픽셀의 화소값 비교

분포의 구분이 뚜렷한 편이나

화소값이 비슷한 일정 구간이 존재

3 EDA

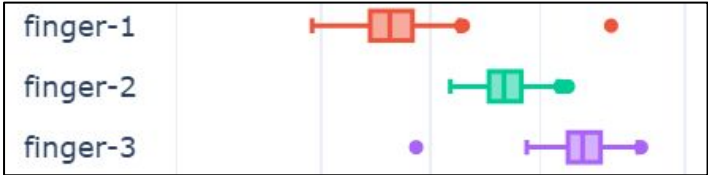
장신구
- Annotation에 포함



네일아트
- 화소값 높게 나옴



수상하게 크거나 작은 이상치



=== Top 10 Most Severely Overlapping Pairs (High IoU)

	Class A	Class B	Frequency	Avg IoU
64	Triquetrum	Pisiform	799	0.448332
45	Trapezoid	Trapezium	800	0.188486
48	Trapezoid	Pisiform	1	0.090350

구조상 겹쳐있지 않을 Class 쌍

* 실제 데이터가 아닌 발표 이해를 위해 임의로 선정, 가공된 사진입니다

3 EDA

요약

- 픽셀 좌표 기준 클래스 분포 차이
 - 각도의 다양성을 부여하는 증강 필요
- 클래스 간 면적 불균형
 - **Multi-Scale** 학습 필요
- 픽셀 단위 **Multi-label** 중첩
 - **Sigmoid** 기반 학습 필요
- 모호한 경계
 - 대비 강화
- 모델 학습에 혼동을 줄 수 있는 이상치
 - 선별적 정제 필요

Hypothesis & Experiment

4.1 최종 모델 도식화

4.2 학습 전략

4.3 전처리 및 증강

4.4 모델링

4.5 추론 전략 및 앙상블

4.6 후처리

4 Hypothesis & Experiment - 4.1 최종 모델 도식화

Sliding Window

- Window 1024, Stride 512 \rightarrow 3*3 Patch



Preprocessing

- Data Cleansing
- CLAHE
- SSR
- Normalization

HRNet

nnUNet

DeepLabV3

Inference

- Gaussian Blending
- TTA

Final Segmentation Output

Public : 0.9758

Private : 0.9767 (+0.0009)

Soft Voting Ensemble

- Uniform : 1/N
- 가중치

4 Hypothesis & Experiment - 4.2 학습 전략

데이터 병목 개선 및 로딩 최적화

- 베이스라인 기준 1 epoch 당 3분 정도 소요
- 이미지 전처리 과정이 CPU 상에서 이뤄지면서 병목 발생 확인
 - GPU 사용률 0~100% 변동이 반복
- NVIDIA DALI 라이브러리 적용
 - 1 epoch 당 3분에서 20초로 단축
 - 더 많은 모델을 빠르게 학습시켜 다양한 실험 진행

4 Hypothesis & Experiment - 4.2 학습 전략

Loss

- Segmentation에서 사용되는 Loss 함수들 탐색 및 실험
 - 실험 모델 : UNet-EfficientNetb2 (Baseline)
 - Dice가 가장 높지만, Dice + BCE, Dice + Focal과 큰 차이 없음

Loss	Mean Dice
Dice	0.9638
Dice + BCE	0.9634
Dice + Focal	0.9630
Dice + Lovasz	0.9255
BCE	0.9148

4 Hypothesis & Experiment - 4.2 학습 전략

Validation Fold

- Validation Score와 LB Score 점수 간의 차이를 최소화하기 위해 Validation set 선정 과정을 거침
- 5 Fold Cross Validation을 수행하고 각 Fold별 결과를 모두 제출하여 Validation Score와 LB Score의 차이가 가장 적은 Fold를 Validation set으로 선정

Fold	Mean Dice	LB Score	diff
0	0.9476	0.9323	0.0153
1	0.9479	0.9327	0.0152
2	0.9583	0.9420	0.0163
3	0.9507	0.9365	0.0142
4	0.9543	0.9423	0.0120

4 Hypothesis & Experiment - 4.2 학습 전략

Resolution & OOM

- 이미지 크기 512 → 1024 변경 시 성능 향상 확인
- 2048도 괜찮을까? → OOM 발생 → 쪼개자!

Model	Resolution	LB Score
DeepLabV3+	512	0.9426
DeepLabV3+	1024	0.9681
Unet-EfficientNet-B2	512	0.9490
Unet-EfficientNet-B2	1024	0.9618
nnUnet	512	0.9563
nnUnet	1024	0.9689

4 Hypothesis & Experiment - 4.2 학습 전략

Sliding Window

- 원본 이미지를 고정 크기 패치로 분할해 각 패치를 입력으로 활용
 - 정보 손실 없이 학습에 사용

Sliding Window Inference (Window 1024, Stride 512)



Window 1 (Top-left)



Window 2 (Center Overlap)



Window 3 (Bottom-right)



4 Hypothesis & Experiment - 4.2 학습 전략

Sliding Window

- 실험 결과

model	Window Size	Stride	No Sliding LB Score	LB Score
DeepLabv3	1024	512	0.9681	0.9726
DeepLabv3	1024	1024	0.9681	0.9702
UNet-EfficientNet-b2	1024	1024	0.9490	0.9641
SegFormer-b4	1024	512	0.9672	0.9319
nnUnet	1024	512	0.9689	0.9741
HRNet	1024	512	0.9724	0.9752

4 Hypothesis & Experiment - 4.3 전처리 및 증강

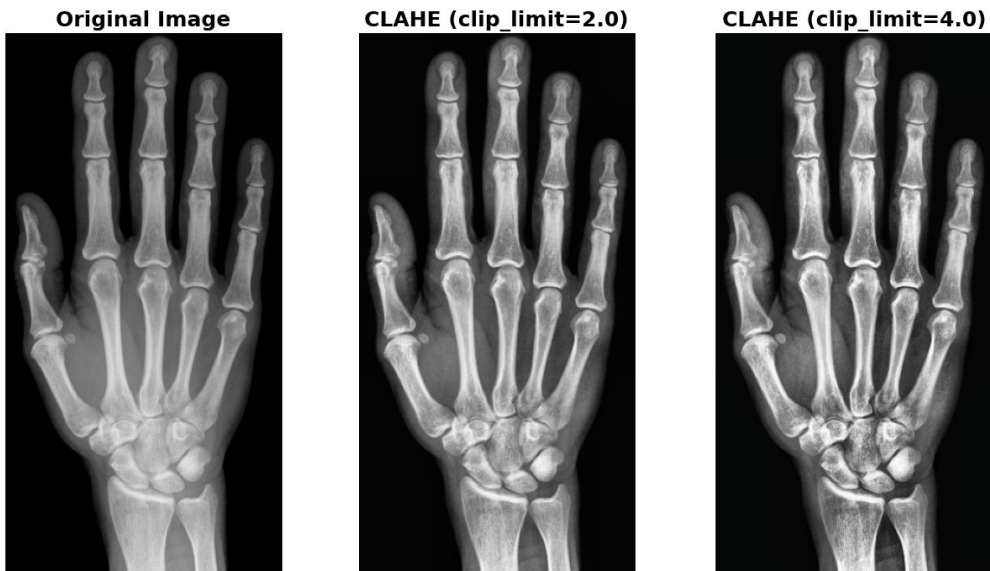
이상치 제거

- **Annotation**에 이상이 있었던 4건의 데이터를 학습에서 제외
 - 1건 - 반지가 함께 라벨링된 경우
 - 3건 - 라벨링 오류
- **Annotation**에 이상은 없으나, 네일아트, 보철물 등 화소값에 영향을 주는 데이터들은 모델이 어려운 데이터도 학습할 수 있도록 처리하지 않음

4 Hypothesis & Experiment - 4.3 전처리 및 증강

CLAHE Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization

- X-ray 이미지에서 나타나는 뼈의 모호한 경계선을 명확히 하기 위해 대비를 제한적으로 강화

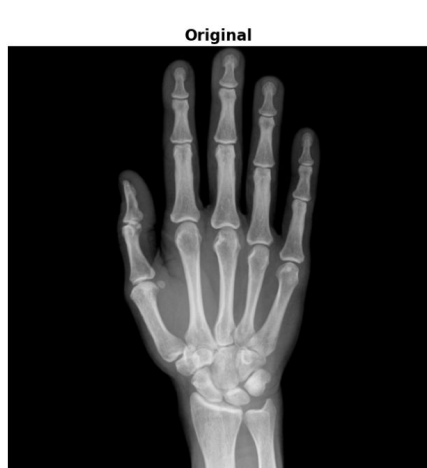


-	Base	CLAHE 4.0	CLAHE 2.0
Val Mean Dice	0.9512	0.9488	0.9567
LB Public Score	0.9364	0.93	0.9416

4 Hypothesis & Experiment - 4.3 전처리 및 증강

SSR Shift, Scale, Rotate

- 촬영 시 발생할 수 있는 미세한 위치 및 각도 변화에 대한 강건성 확보
- 이미지가 잘리는 손실을 방지하고자 **SSR** 강도를 약하게 설정



-	Base (512)	SSR (512)	Base (1024)	SSR (1024)
Val Mean Dice	0.9569	0.9450	0.9656	0.9677
LB Public Score	0.9420	0.9342	0.9618	0.9643

4 Hypothesis & Experiment - 4.3 전처리 및 증강

Normalize

- EDA에서 확인한 뼈와 배경 간 픽셀 분포 특성을 바탕으로 두 가지 정규화를 비교 및 실험
 - ImageNet 통계치 기반 정규화
 - 이미지별 Percentile Clipping + Z-score

방법	설명	Dice Score
ImageNet 통계치 기반 정규화	mean=[0.485], std=[0.229] 적용	0.9364
이미지별 Percentile Clipping + Z-score	0.5~99.5% 클리핑 후 이미지별 평균/표준편차로 정규화	0.9337

4 Hypothesis & Experiment - 4.4 모델링

모델링

- nnU-Net
 - CNN 기반 Encoder-Decoder 구조, 고해상도 의료 영상에서 검증된 프레임워크
- HRNet
 - CNN 기반 다중해상도 병렬구조로, 고해상도 Feature Map을 전 과정에서 유지
- DeepLabV3+
 - CNN Encoder + ASPP + Decoder 구조, 멀티스케일 특징 추출을 수행
- SegFormer
 - Transformer Encoder + MLP Decoder 구조, Global Context
- UNet + MiT
 - Transformer Encoder(MiT-b3) + CNN Decoder(UNet) 구조의 하이브리드 아키텍처

4 Hypothesis & Experiment - 4.5 추론 전략 및 앙상블

Gaussian Blending

- Sliding Window 추론 과정에서 발생하는 패치 간 경계 불연속성(Edge Artifacts)을 최소화
- 단순 평균 대비 가우시안 가중 평균 적용시 성능 향상을 보임

4 Hypothesis & Experiment - 4.5 추론 전략 및 앙상블

TTA

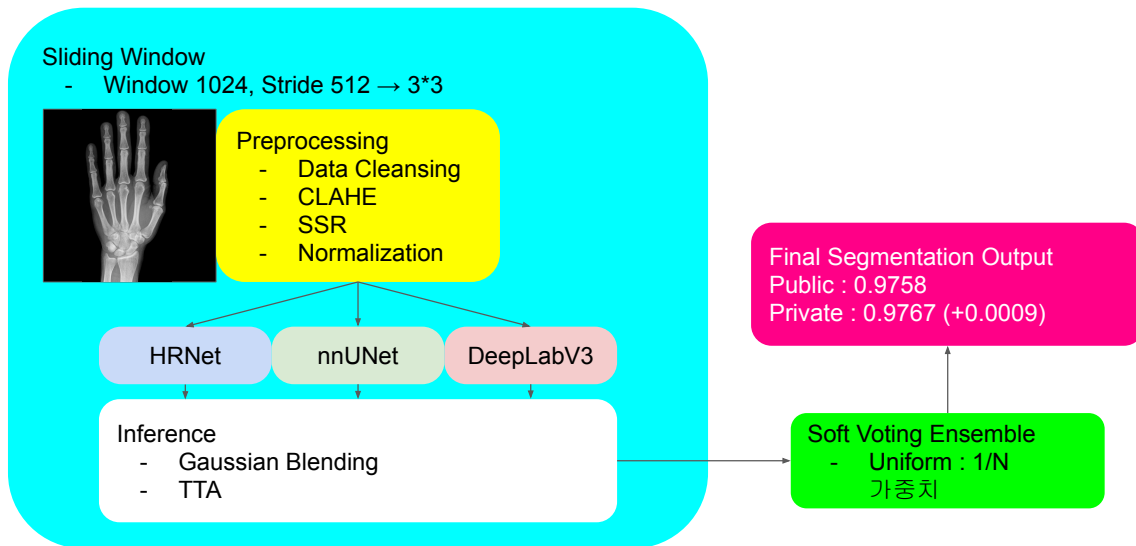
- 각 이미지의 크기, 형태에 따라 모델이 특정 뼈를 잘 예측할 수 있을 것이라 기대
- 멀티 스케일로 된 이미지를 추론하고, 평균 내어 최종 예측을 생성
(img_size = [0.8, 1.0, 1.5])

model	TTA	LB Score
DeepLabV3+	-	0.9681
DeepLabV3+	TTA	0.9695(+0.0014)
Segformerb3	-	0.9602
Segformerb3	TTA	0.9624(+0.0022)

4 Hypothesis & Experiment - 4.5 추론 전략 및 앙상블

앙상블 Soft Voting

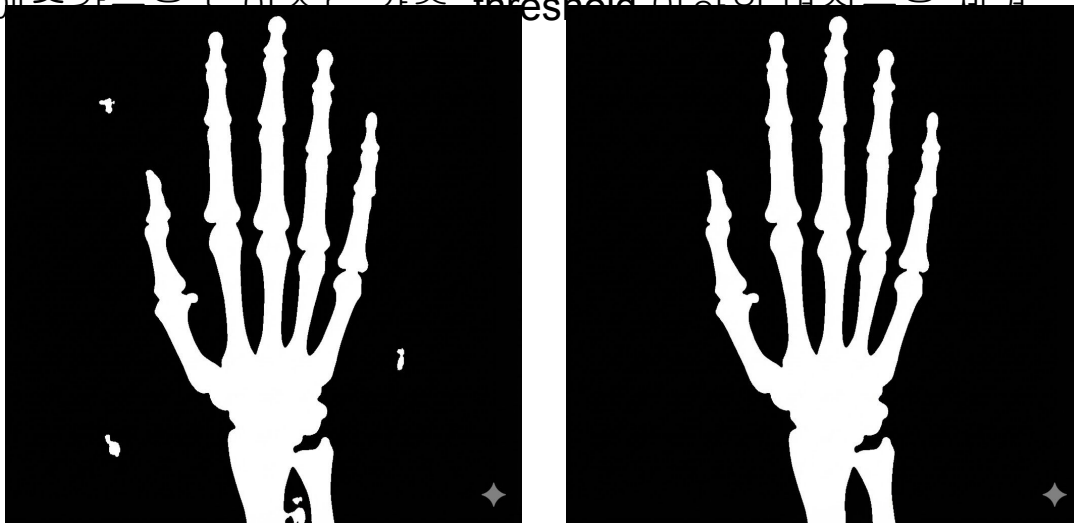
- 모델의 출력을 확률값 그대로 사용하여 평균을 내는 방식
- 모든 모델에 동일한 가중치(1/N)를 부여하는 **Uniform** 방식 사용



4 Hypothesis & Experiment - 4.6 후처리

소형 객체 제거

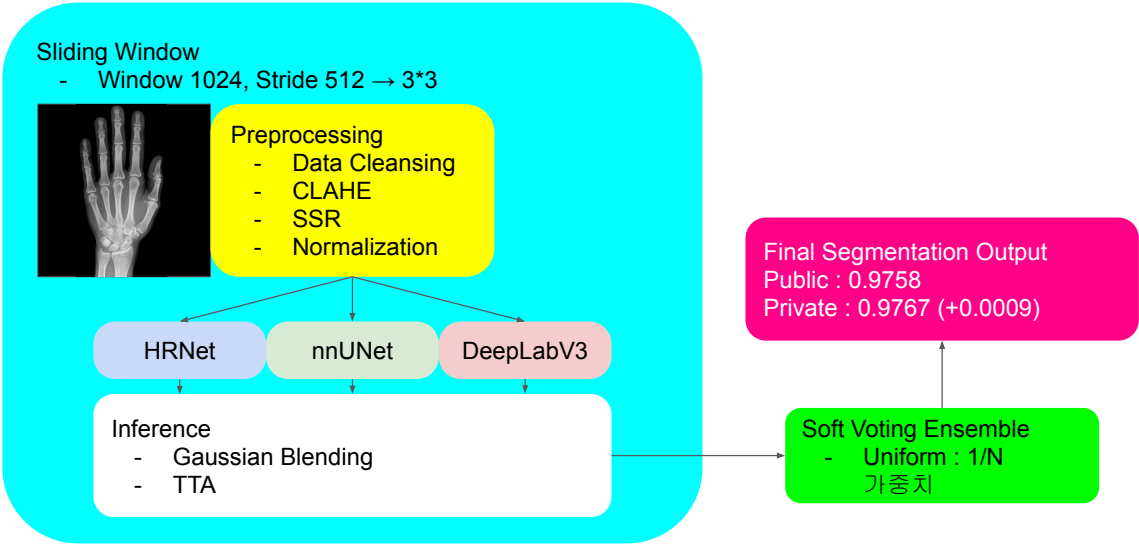
- 추론 결과를 시각화하여 확인했을 때 미세하게 작은 픽셀들이 튀어있음을 발견
- 너무 작은 예측값들은 이진로 값을 threshold 이하의 면적들은 제거



* 실제 데이터가 아닌 발표 이해를 위해 임의로 선정, 가공된 사진입니다

4 Hypothesis & Experiment +

구분	기법	적용
전처리 및 증강	Normalize	✓
	CLAHE	✓
	Hand Crop	
	Horizontal Flip	
	SSR	✓
	Multi-channel	
학습 전략	이상치 제거	✓
	Sliding Window	✓
	Label Strategy	✓
	Loss (Dice+BCE)	✓
	Validation Fold	✓
	Validation Train	
추론 전략 및 후처리	TTA	✓
	Class-specific Thr.	
	소형 객체 제거	✓
	가우시안 스무딩	✓
	CRF	
양상불	Class-wise	
	Hard Voting	
	Soft Voting	✓



Result

5 Result

최종 결과

- 0.9758 ➡ 0.9767
- 0.0009 상승

My Rank 1	CV-01	<div><div>-</div><div>루미</div><div></div><div>k</div><div>정호</div><div>J</div></div>	0.9758	137	5d
My Rank 4	CV-01	<div><div>-</div><div>루미</div><div></div><div>k</div><div>정호</div><div>J</div></div>	0.9767	137	5d

Review

6 Review

대회 리뷰

- 잘한 점
 - EDA 기반 실험 설계로 전처리·증강·모델·후처리를 체계적으로 비교
 - Sliding Window, TTA, Ensemble 등 실전적인 추론 전략 적용
 - Notion·GitHub 활용으로 협업 및 실험 관리 효율 개선
- 아쉬운 점
 - 라이브러리 의존으로 아키텍처 수준의 근본 원인 분석 부족
 - 일부 실험이 가설 검증보다 경험적 해석에 머무름
 - 초기 라벨 품질 개선에 충분한 시간 투입 부족

감사합니다