

치아 병리적 이상 검출 성능 향상을 위한 파노라마 엑스레이 영상 전처리 기법

신명재¹, 유현창²

¹고려대학교 SW·AI 융합대학원 석사과정

²고려대학교 정보대학 컴퓨터학과 교수

hitliy@korea.ac.kr, yuhc@korea.ac.kr

Preprocessing Methods for Enhancing Tooth Pathology Detection in Panoramic X-ray Images

Myungjae Shin¹, Heonchang Yu²

¹Dept. of artificial intelligence convergence, Graduate School of SW·AI
Convergence, Korea University

²Dept. of Computer Science & Engineering, Korea University

요 약

치과 파노라마 엑스레이 영상은 치아 전체 구조를 한 번에 관찰할 수 있어 병리적 이상(심한 우식증, 치근단 병소, 일반 우식증, 매복치)의 조기 검출에 널리 활용된다. 본 연구는 CLAHE, 감마 보정, 노이즈 제거, 샤프닝 등 다양한 전처리 기법과 그 조합이 객체 탐지 성능에 미치는 영향을 YOLOv11 기반으로 체계적으로 평가하였다. Ablation 실험 결과, CLAHE + 감마 보정 + 노이즈 제거 조합이 특히 작은 병변(우식증) 검출에서 우수한 성능을 보였으며, 치근단 병소에서는 CLAHE 단독의 효과가 두드러졌다. 반면 매복치는 원본 영상에서도 높은 성능을 보여 전처리 효과가 제한적이었다. 이러한 결과는 단순한 모델 구조 개선뿐 아니라 전처리 최적화만으로도 치과 영상 분석 성능을 향상시킬 수 있음을 보여주며, 본 연구는 전처리 최적화의 중요성을 강조한다.

1. 서론

딥러닝 기반 객체 탐지는 다양한 데이터셋에서 높은 정확도와 실시간성을 달성하며 의료 영상 분석에 활발히 적용되고 있다. 특히 치과, 영상의학, 병리학 등 여러 임상 분야에서 자동 탐지와 진단 보조 시스템의 핵심 기술로 자리 잡아가고 있다. 그러나 기존 연구들은 주로 모델 구조의 개선과 성능 최적화에 집중해 온 반면, 데이터 전처리가 탐지 성능과 재현성에 미치는 영향은 상대적으로 덜 조명되었다. 실제로 Radiomics 분야에서는 영상 전처리가 특징의 일관성과 예측력을 좌우한다는 보고가 꾸준히 축적되어 왔으며, 치과 영상에서도 병리적 이상을 자동 검출하려는 연구가 점차 확대되는 추세다.

그럼에도 불구하고, 치과 파노라마 영상과 같이 해부학적 중첩과 잡음이 많은 환경에서 전처리 기법의 정량적 효과를 체계적으로 검증한 연구는 드물다. 본 연구는 이러한 공백을 메우기 위해, 동일한 탐지 모델(YOLOv11)을 고정한 상태에서 전처리 기법만 교차 적용하여 그 성능 기여도를 정량적으로 분석하였다. 이를 통해 단순히 모델 구조 개선에 머

무르지 않고, 전처리 최적화만으로도 치과 영상 분석 성능 향상 가능성을 탐색하고자 한다

2. 관련 연구

2.1 객체 탐지(Object Detection) 연구 동향

객체 탐지 분야는 초기의 2단계 방식(Faster R-CNN 등)에서 단일 단계 방식(YOLO, SSD)으로 진화하며 정확도와 속도를 동시에 개선해왔다. 이후 anchor-free 기법과 Transformer 기반 탐지기(RT-DETR 등)가 제안되며, 실시간성과 복잡한 장면 이해를 동시에 추구하는 흐름으로 발전하고 있다. 최근에는 Segment Anything Model(SAM)과 같이 범용 세분화 모델을 의료 영상에 접목하려는 시도도 이루어지고 있다.

이러한 발전의 중심에는 YOLO 계열이 있으며, 지난 10여 년간 정량성·속도·정확도 측면에서 지속적으로 고도화되었다. 가장 최근 제안된 YOLOv11은 새로운 블록과 주의 메커니즘을 도입해 작은 표적·중첩 구조에서의 표현력을 보완하였으나[1], 기존 연구는 여전히 모델 구조 개선에 치중되어 데이터

전처리의 기여는 충분히 탐구되지 않았다.

2.2 의료 영상 분석에서 전처리 기법의 활용

의료 영상 분석에서는 전처리 과정이 Radiomics 분석의 재현성과 예측 성능에 직접적인 영향을 미친다는 결과가 다수 보고되었다[2,3]. 또한 다양한 전처리 필터 적용이 예측 정확도를 유의미하게 향상시킬 수 있음이 입증되었다[3,4]. 이는 전처리가 의료 영상 분석 성능을 좌우하는 핵심 요소임을 시사한다.

2.3 치과 영상 분석 관련 선행연구

치과 영상에서는 우식증, 치주질환, 치근단 병소 등 특정 병변 자동 검출을 위한 딥러닝 모델 연구가 제시되었다[5]. 그러나 파노라마 엑스레이 영상에서 전처리 기법의 효과를 체계적으로 비교·분석한 사례는 부족하며, 이는 본 연구의 필요성을 뒷받침한다.

3. 치과 파노라마 영상 전처리 기반 YOLOv11 객체 탐지

3.1 데이터셋

본 연구에서는 Dentex 2023 Grand Challenge에서 공개된 치과 파노라마 영상 데이터셋을 활용하였다. 이 데이터셋은 네 가지 주요 병리적 이상에 대해 전문가가 직접 어노테이션(annotation)을 수행한 것으로, 일반 우식증, 심한 우식증, 매복치, 치근단 병소를 포함한다. 이러한 클래스 구분은 병리 유형별 성능 차이를 분석하는 데 중요한 기준이 된다. 모델 학습 과정에서는 회전, 이동, 좌우 반전 등 기본적인 데이터 증강(augmentation)을 적용하여 일반화 성능을 높였다.

3.2 전처리 기법

파노라마 영상은 해부학적 구조의 중첩, 영상 잡음, 화질 저하 등으로 인해 병리적 이상 탐지가 어려운 특성이 있다. 이를 보완하기 위해 본 연구에서는 다음과 같은 전처리 기법을 적용하였다.

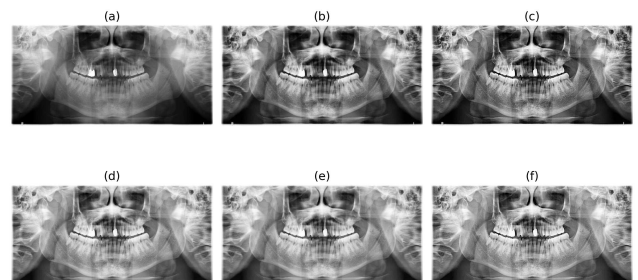
- 1) CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, 대비 제한 적응 히스토그램 평활화): 지역적 대비 향상으로 구조적 특징을 뚜렷하게 표현.
- 2) 감마보정 (Gamma Correction): 밝기와 명암을 조절하여 미세 구조 강화.
- 3) 노이즈제거 (Bilateral Filtering): 잡음을 제거하면서 경계(edge)를 보존.
- 4) 샤프닝 (Sharpening): 윤곽선을 강화하여 병변 부위 탐지 용이성 향상.

파노라마 영상은 해부학적 중첩과 잡음으로 인해 병리 탐지가 어렵다. 본 연구에서는 CLAHE, 감마 보정, 노이즈 제거, 샤프닝을 적용하였다. CLAHE는 단독 적용만으로도 의미 있는 성능을 보여 포함하였으며, 나머지는 CLAHE와 조합해 분석하였다. 최종 비교 대상은 CLAHE 단독 및 CLAHE 기반 조합이다.

전처리 기법의 적용 예시는 (그림 1)에 제시하였다. 원본 영상(a) 대비 CLAHE(b)는 대비가 향상되었고, 샤프닝(c)과 감마 보정(d)은 윤곽과 밝기 특성을 강화하였다. CLAHE와 감마 보정에 노이즈 제거를 결합한 (e), 모든 기법을 조합한 (f)에서는 병리적 구조가 보다 명확히 드러남을 확인할 수 있다.

3.3 모델 구조

본 연구에서는 최신 객체 탐지 모델인 YOLOv11을 고정된 탐지기로 설정하고, 입력 단계에서 다양한 전처리 기법을 교차 적용하여 성능 변화를 검증하였다. YOLOv11은 작은 병변과 중첩 구조 탐지 성능을 개선한 최신 객체 탐지 모델로, 본 연구에서는 세부 모듈의 구조를 변경하지 않고 그대로 사용하였다 [1].



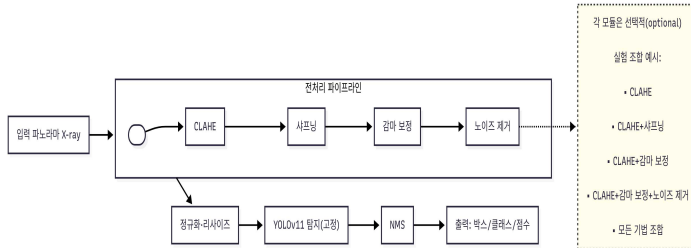
(그림 1) 원본 영상 및 전처리 기법 적용 예시

- (a) 원본 영상, (b) CLAHE, (c) CLAHE+샤프닝, (d) CLAHE+감마 보정, (e) CLAHE+감마 보정+노이즈 제거, (f) CLAHE+샤프닝+감마 보정+노이즈 제거(모든 기법 조합)

탐지 과정은 (그림 2)에 제시된 바와 같이, 입력 파노라마 X-ray 영상이 CLAHE, 샤프닝, 감마 보정, 노이즈 제거 등의 선택적 전처리 단계를 거친 뒤 정규화·리사이즈 과정을 통해 YOLOv11 탐지기로 전달된다. 이후 Non-Maximum Suppression(NM-S)을 거쳐 최종적으로 병리적 이상(일반 우식증, 심한 우식증, 치근단 병소, 매복치)의 위치, 클래스, 신뢰도 점수가 산출된다.

이와 같은 전처리 - 탐지 파이프라인은 단순히 모

텔 구조 개선에 의존하지 않고, 데이터 전처리 최적화만으로도 탐지 성능을 향상시킬 수 있는 가능성을 보여준다. 입력 영상은 CLAHE, 샤프닝, 감마 보정, 노이즈 제거 등의 선택적 전처리를 거쳐 YOLOv11 탐지기로 전달된다. 이후 NMS를 통해 최종적으로 병리적 이상(일반 우식증, 심한 우식증, 치근단 병소, 매복치)의 위치와 신뢰도가 산출된다.



(그림 2) 파노라마 X-ray 영상의 전처리 - 탐지 파이프라인.

4. 실험 및 결과

4.1 실험 설계

실험은 전처리 기법의 적용 여부와 조합이 탐지 성능에 미치는 영향을 비교하기 위해 다음과 같은 순서로 학습을 진행하였다.

- 1) 원본 영상: 전처리 미적용
- 2) CLAHE
- 3) CLAHE + 샤프닝
- 4) CLAHE + 감마보정
- 5) CLAHE + 감마보정 + 노이즈제거
- 6) CLAHE + 샤프닝 + 감마보정 + 노이즈제거

이러한 ablation 실험 설계를 통해 전처리 조합이 탐지 성능(mAP, Precision, Recall)에 미치는 영향을 체계적으로 검증하였다.

실험 간 입력 해상도, 배치 크기, epoch, 최적화 설정, 검출 임계값 등을 동일하게 유지하여 전처리 조합 외의 요인이 성능에 영향을 주지 않도록 통제하였다. 이를 통해 전처리 기법의 상대적 기여를 독립적으로 검증할 수 있는 환경을 마련하였다.

4.2 Ablation 실험 결과

데이터 전처리 기법이 치과 파노라마 영상의 병리적 이상(심한 우식증, 치근단 병소, 일반 우식증, 매복치) 검출 성능에 미치는 영향을 확인하기 위해 ablation 실험을 수행하였다.

모델 성능 평가는 Precision, Recall, mAP50, mAP(50 - 95) 지표로 수행하였으며, 결과는 <표 1>에 요약하였다.

원본 영상 대비 CLAHE 적용 시 Recall이 0.540

→ 0.603으로 개선되었고, CLAHE + 감마 보정 조합은 mAP(50 - 95)에서 0.352 → 0.384로 가장 높은 값을 기록하였다. 또한 CLAHE + 감마 보정 + 노이즈 제거 조합은 Precision이 0.608 → 0.674로 크게 향상되는 등 일부 지표에서 뚜렷한 개선 효과가 관찰되었다. 반면 모든 기법을 동시에 적용한 조합은 오히려 성능 저하를 보였다.

<표 1> 전처리 기법별 전체 성능 비교(전체 클래스 기준)

전처리 기법	Precision	Recall	mAP50	mAP(50-95)
원본 영상	0.608	0.540	0.560	0.352
CLAHE	0.594	0.603	0.588	0.373
CLAHE+감마 보정	0.604	0.568	0.585	0.384
CLAHE+감마 보정+노이즈 제거	0.674	0.543	0.580	0.379
CLAHE+샤프닝	0.578	0.540	0.556	0.364
모든 기법 조합	0.609	0.529	0.542	0.356

4.3 전처리 기법별 성능 비교

각 병리 유형별 성능 차이를 확인하기 위해 mAP(50 - 95)를 비교하였다 <표 2>.

- 1) 일반 우식증: 원본(0.347) 대비 CLAHE + 감마 보정 + 노이즈 제거 조합에서 0.379로 (약 +9%) 향상되었다. 이는 작은 병변의 경계가 불명확할 때 대비 강화와 노이즈 제거가 함께 작용해 탐지 민감도를 높였음을 의미한다.
- 2) 심한 우식증: 같은 조합에서 0.325 → 0.364로 (약 +12%) 향상되었다. 이는 국소 명암 대비와 잡음 억제가 뚜렷한 병변 검출 안정성에 기여했음을 보여준다.
- 3) 치근단 병소: CLAHE 단독 적용 시 0.192 → 0.315로 (약 +64%)라는 큰 개선이 있었다. 저대비 영역에서 CLAHE가 국소 대비를 효과적으로 높여 경계가 흐린 병소 검출에 특화된 기법임을 입증한다.
- 4) 매복치: 원본 영상에서도 이미 0.546으로 가장 높은 성능을 기록했으며, 전처리 적용 효과는 제한적이었다. 이는 구조가 뚜렷하고 크기가 큰 병변은 전처리보다는 모델 자체 탐지력에 의해 성능이 결정됨을 의미한다.

종합적으로 CLAHE + 감마 보정 + 노이즈 제거 조합은 작은 병변 탐지에 최적화되었으며, CLAHE 단독은 저대비 병변(치근단 병소)에 특화된 장점을 보였다. 반면 모든 기법을 동시에 적용했을 경우 일반 우식증에서 0.347 → 0.319 (-8%)로 성능이 하

락했는데, 이는 과도한 전처리 누적이 정보 왜곡을 유발했음을 의미한다.

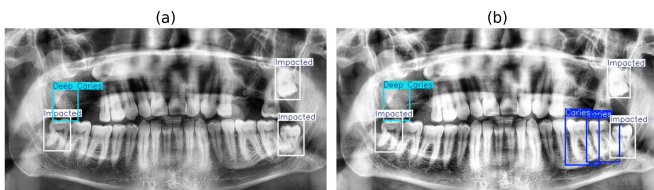
<표 2> 전처리 기법별 클래스별 mAP(50-95) 성능 비교

전처리 기법	일반 우식증	심한 우식증	매복치	치근단 병소
원본 영상	0.347	0.325	0.546	0.192
CLAHE	0.312	0.325	0.539	0.315
CLAHE+감마 보정	0.338	0.329	0.544	0.323
CLAHE+감마 보정+노이즈 제거	0.379	0.364	0.557	0.263
CLAHE+샤프닝	0.337	0.313	0.577	0.230
모든 기법 조합	0.319	0.302	0.556	0.249

4.4 대표 시각화 결과

전처리 적용에 따른 탐지 차이는 (그림 3)에 제시하였다. 동일 사례에서 (a) 원본 영상은 심한 우식증과 매복치는 검출했으나, 일반 우식증은 누락하였다. 반면 (b) CLAHE + 감마 보정 + 노이즈 제거를 적용한 경우 일반 우식증까지 포함해 세 병변을 모두 검출하였다.

이는 <표 2>에서 확인된 클래스별 성능 개선과 일관되게 나타났다. 특히 원본 영상에서는 불안정하게 탐지되던 작은 병변(일반 우식증)이 전처리 적용 후 안정적으로 검출되었으며, 심한 우식증과 매복치 역시 탐지 박스가 병변 경계와 더 근접하게 정렬되는 양상을 보였다. 이는 수치 지표만으로는 드러나지 않는 국소화 품질 향상을 시각적으로 보여주며, 전처리의 임상적 의미를 강조한다.



(그림 3) 전처리 적용에 따른 탐지 결과 비교(동일 사례)

(a) 원본 영상: 심한 우식증, 매복치만 검출, 일반 우식증 누락

(b) CLAHE+감마 보정+노이즈 제거: 일반 우식증·심한 우식증·매복치 모두 검출

5. 결론

본 연구에서는 Dentex 2023 Grand Challenge 데이터셋을 활용하여 치과 파노라마 영상에서 다양한 전처리 기법이 병리적 이상 검출 성능에 미치는 영향을 정량적으로 분석하였다. YOLOv11을 고정된 탐지기로 사용하고, CLAHE, 감마 보정, 노이즈 제

거, 샤프닝 등 전처리 기법을 교차 적용하여 ablation 실험을 수행하였다.

실험 결과, CLAHE + 감마 보정 + 노이즈 제거 조합은 작은 병변(일반·심한 우식증)의 mAP(50-95)를 각각 약 +9%, +12% 향상시켜 민감도를 높였으며, CLAHE 단독은 치근단 병소에서 약 +64%의 개선 효과를 보여 저대비 병변 검출에 특화된 강점을 드러냈다. 반면, 매복치는 원본 영상에서도 높은 성능을 기록했으며, 모든 기법을 동시에 적용한 경우 일반 우식증에서 -8% 성능 저하가 발생하였다. 이는 병리 유형별 특성과 영상 대비 조건에 따라 최적 전처리 전략이 달라져야 함을 시사한다.

따라서 본 연구는 모델 구조 개선에만 의존하지 않고, 전처리 최적화만으로도 치과 영상 분석 성능을 유의미하게 향상시킬 수 있음을 확인하였다. 다만 본 연구는 단일 데이터셋과 파노라마 영상에 국한되었으므로, 영상 획득 조건과 장비 차이에 따른 일반화 가능성은 제한적이라는 한계가 있다. 향후 연구에서는 CBCT 등 다른 modality 확장, 기관 간 데이터 검증, 증강 기법 결합 및 실제 임상 데이터 기반의 다기관 연구를 통해 전처리 기법의 적용 가능성과 임상적 신뢰성을 추가로 확인해야 한다.

참고문헌

- [1] S. Sapkota, et al., YOLO advances to its genesis: a decadal and comprehensive review of the You Only Look Once (YOLO) series, Artificial Intelligence Review, 2024.
- [2] A. Zwanenburg, et al., The Image Biomarker Standardisation Initiative, Radiology, vol. 295, no. 2, pp. 328 - 338, 2020.
- [3] B. Koçak, et al., Influence of image preprocessing on the segmentation-based reproducibility of radiomic features, Diagnostic and Interventional Radiology, vol. 30, no. 3, pp. 152 - 162, 2024.
- [4] A. Demircioğlu, et al., The effect of preprocessing filters on predictive performance in radiomic studies, European Radiology Experimental, vol. 6, no. 1, pp. 1 - 12, 2022.
- [5] V. Szabó, et al., Deep Learning-Based Detection of Periapical Lesions on Panoramic Radiographs, Diagnostics, vol. 15, no. 4, 510, 2025.