

매복치 필터링을 활용한 치주염 진단 AI 시스템에 관한 연구

유승민, 이나경, 오찬영*

국립공주대학교

yc1576@smail.kongju.ac.kr, dlskrud468@smail.kongju.ac.kr, *cyoh@kongju.ac.kr

A Study on the AI System for Periodontitis Diagnosis Using Impacted Tooth Filtering

Seungmin Yoo, Nakyeong Lee, Chanyoung Oh*

Kongju National Univ.

요약

본 논문은 파노라마 X-ray 영상에서 딥러닝을 활용하여 치주염의 심각도를 진단하고, 진단 결과의 신뢰도를 저하할 수 있는 매복치를 필터링하는 통합 파이프라인을 제안한다. 제안하는 시스템은 객체 검출(Object Detection)과 의미론적 분할(Semantic Segmentation)을 통해 해부학적 구조를 분석한다. 치조골 소실률(RBL)을 정량화하고, 분석에 부적합한 치아를 사전에 배제하는 알고리즘을 적용하여 시스템의 진단 신뢰성을 높였다. 실험 결과, 제안하는 시스템은 치조골 소실률(RBL)에 따라 치주염을 판독하고 시각화하여 의료진의 판독 효율성을 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

1. 서론

치주질환은 성인 치아 상실의 주원인이다. 전 세계 인구의 약 20~50%가 다양한 수준의 치주질환을 앓고 있으며, 전신 질환과의 연관성까지 보고되고 있어 조기 진단의 중요성이 강조되고 있다[1, 6].

현재 조기 진단을 위해 파노라마 X-ray 영상이 치과 임상에서 널리 활용되고 있으나, 기존의 육안 판독은 검사자의 경험과 주관에 크게 의존하여 판독 결과의 편차가 크고 시간이 많이 소요된다는 한계가 있다. 이를 보완하기 위해 최근 딥러닝을 이용한 파노라마 영상 기반 자동 치주염 진단 연구가 진행되고 있다[2 - 5].

그러나 기존 연구들은 매복치와 같은 예외적인 경우를 명확히 고려하지 않았다[3, 5]. 정확한 골 소실 계측이 제한되는 매복치를 분석 대상에 포함할 경우, AI 기반 진단 결과의 불확실성이 높아질 수 있다.

이에 본 논문에서는 백악법랑경계(Cemento-Enamel Junction, 이하 CEJ), 치근단(Apex), 치조골경(Alveolar Bone Crest, 이하 ABC)과 같은 해부학적 랜드마크를 검출하여 정량적인 방사선학적 치조골 소실률(Radiographic Bone Loss, 이하 RBL)을 계산하는 치주염 진단 AI 시스템을 제안한다. 또한 2017년 세계치주학회의 표준 가이드라인에 따른 단계별 분류 기준을 적용하여 치주염의 심각도를 구분하고[6], 매복치와 같은 비정상 치아는 사전에 식별하여 분석 대상에서 배제함으로써 AI 기반 진단의 신뢰성을 제고하였다.

II. 본론

2.1 제안 시스템 파이프라인

제안하는 시스템은 그림 1과 같이 총 다섯 단계로 구성된다. 첫째, 치아 검출(Detection) 단계로, YOLOv8 모델을 통해 파노라마 영상 내 개별 치아의 위치(Bounding Box)를 식별한다. 둘째, 치아 분할 및 필터링(Segmentation & Filtering) 단계이다. 검출된 영역(ROD)에 SegFormer[7]를 적용하여 치아 마스크를 생성하며, 이때 매복치를 별도 클래스로 분류하여 분석 부적합 대상을 사전에 제외한다. 셋째, 상·하악 분리(Jaw Separation) 단계로, 치아 마스크와 위치 정보를 기반으로 상악

과 하악을 구분한다. 넷째, 라인 추출(Line Extraction) 단계이다. 치조골과 CEJ 영역을 분할한 후, 각 경계를 추적하여 치조골 라인과 CEJ 라인을 추출한다. 마지막으로 RBL 산출(RBL Calculation) 단계에서는 추출된 라인과 치아 마스크 최소 외접 사각형의 좌우 측면 축(Lateral Axes)을 활용하여 RBL을 정량적으로 산출한다.

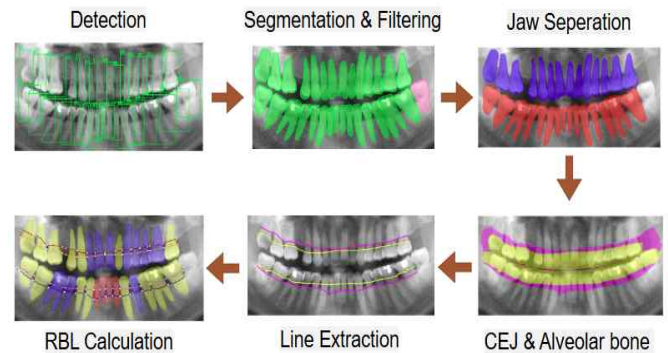


그림 1. 치주염 진단 AI 시스템 흐름도

Fig. 1. Overall flowchart of the proposed AI system for periodontitis diagnosis.

2.2 매복치 필터링 및 치조골 소실률(RBL) 계산 알고리즘

본 연구는 RBL 산출의 기준점이 되는 CEJ와 ABC의 명확한 식별이 어려워 정확한 계측이 제한되는 매복치를 정량적 분석 수행 전 단계에서 배제함으로써 AI 기반 진단의 불확실성을 억제하였다.

구체적으로, 개별 치아 영역 대비 매복치 클래스의 픽셀 점유율이 임계값 30%를 초과하면 분석 대상에서 제외한다. 임계값을 30% 이상으로 설정하는 경우 실제 매복치로 분류되나, 일부 치아가 드러난 경우에 대한 미검출(False Negative) 사례가 발생하며, 반대의 경우에는 인접 치아의 마스크로 인한 과검출 문제가 발생하는 것을 실험적으로 확인하였다.

분석 대상으로 선정된 치아에 대해서는 [6]의 진단 기준에 따라 식 (1)과 같이 방사선적 치조골 소실률(RBL)을 계산한다.

$$RBL(\%) = \frac{Distance(CEJ, ABC)}{Distance(CEJ, Apex)} \times 100 \quad (1)$$

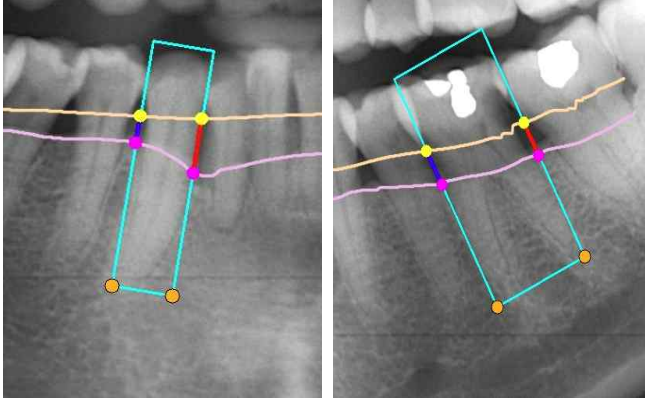


그림 2. RBL 산출 시각화 결과. 최소 외접 사각형(청록색)의 측면 축을 기준으로 랜드마크(주황: Apex, 마젠타: ABC, 노랑: CEJ)를 검출하였다. 좌우 측면 중 골 소실이 더 심각한 쪽은 빨간색, 상대적으로 양호한 쪽은 파란색 선으로 시각화하였다.

Fig 2. Visualized RBL Calculation. The minimum bounding box (cyan) defines lateral axes for landmark detection (Orange: Apex, Magenta: ABC, Yellow: CEJ). To distinguish diagnostic severity, the side with higher bone loss is highlighted in red, while the milder side is shown in blue.

여기서 RBL은 그림 2와 같이 최소 외접 사각형의 측면 축 상에서 정의된 랜드마크(Apex, CEJ, ABC)를 기준으로 산출된다. 최종 값은 좌우 측면 중 더 심각한 수치를 채택하여 치아의 기울기 및 비대칭적 골 소실을 반영하였다.

2.3 실험 결과 및 시각화

본 연구는 공개 데이터셋[8]을 활용하여 실험을 수행하였다. 해당 데이터셋은 본래 치아 우식 분할을 목적으로 구축되었으나, 고해상도 원본 영상 내에 개별 치아의 형태와 치조골 라인이 선명히 보존되어 있어 랜드마크 검출 및 RBL 산출 실험을 수행하기에 적합하다고 판단하였다.

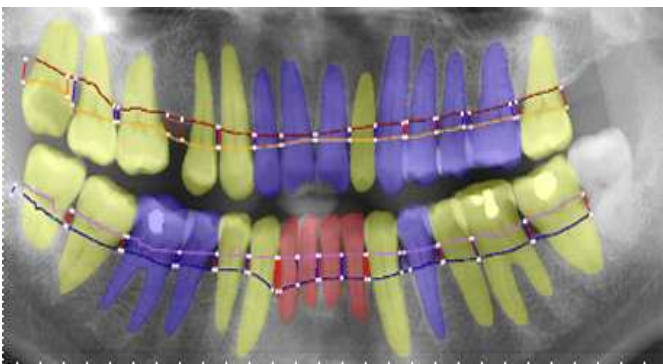


그림 3. RBL에 따른 최종 치주염 진단 결과
Fig. 3. Final periodontitis diagnosis results

그림 3과 같이, 필터링 로직에 따라 RBL 계측이 제한되는 매복치는 분석 대상에서 제외되었으며, 유효 치아에 한해 최소 외접 사각형의 측면 축을

기준으로 RBL을 산출하였다. 이때 최종 진단 등급은 좌우 측면 중 골 소실이 더 심각한 수치를 기준으로 결정되었으며, 이를 시각적으로 전달하기 위해 빨간색(심각)과 파란색(양호) 수직선으로 각 측면의 상태를 구분하여 표시하였다.

산출된 RBL 값은 [6]의 진단 기준에 따라 정상(Blue, <15%), 중등도(Yellow, 15-33%), 중증(Red, ≥33%) 단계로 분류하여 시각화하였다.

III. 결론

본 논문에서는 딥러닝 기반 객체 검출과 의미론적 분할 기술에 규칙 기반 필터링 로직을 결합한 치주염 진단 AI 시스템을 제안하였다. 세계치주학회 진단 기준을 알고리즘에 적용하여 정량적인 진단 근거를 마련하였으며, 자동 분석이 어려운 매복치를 사전에 식별하고 그 결과를 시각화함으로써 사용자가 시스템의 판단 근거를 이해할 수 있도록 해석 가능성을 강화하였다. 향후 연구에서는 다양한 임상 케이스를 기반으로 추가 검증을 수행하여 시스템의 진단 정확도와 실효성을 높일 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 산림청(한국임업진흥원) 산림과학기술 연구개발사업 'RS-2025-25441817'의 지원에 의하여 이루어진 것입니다.

참 고 문 헌

- [1] Y. Wang et al., "Burden of periodontal diseases in young adults," Scientific Reports, vol. 15, art. no. 6653, 2025.
- [2] J. Krois et al., "Deep learning for the radiographic detection of periodontal bone loss," Scientific Reports, vol. 9, art. no. 8495, 2019.
- [3] H.-J. Chang et al., "Deep learning hybrid method to automatically diagnose periodontal bone loss and stage periodontitis," Scientific Reports, vol. 10, art. no. 7531, 2020.
- [4] L. Jiang et al., "A two-stage deep learning architecture for radiographic staging of periodontal bone loss," BMC Oral Health, vol. 22, art. no. 106, 2022.
- [5] H. S. Shon et al., "Deep learning model for classifying periodontitis stages on dental panoramic radiography," Applied Sciences, vol. 12, no. 17, 8500, 2022.
- [6] M. S. Tonetti, H. Greenwell, and K. S. Kornman, "Staging and grading of periodontitis," Journal of Periodontology, vol. 89, Suppl. 1, pp. S159 - S172, 2018.
- [7] E. Xie et al., "SegFormer: Simple and Efficient Design for Semantic Segmentation with Transformers," NeurIPS, 2021.
- [8] X. Wang, S. Gao, K. Jiang, H. Zhang, L. Wang, F. Chen, J. Yu, and F. Yang, "Multi-level uncertainty aware learning for semi-supervised dental panoramic caries segmentation," Neurocomputing, vol. 540, pp. 126208, Jul. 2023.