

An Automatic Detection Method of Dental Prosthesis Margin Line by Hybrid Ensemble of AI Probability Map and Curvature Tensor Extremum Tracking

Ho-Sung Choi*, Se-hoon Park**

*CSO, ParkLab AI Inc., Seoul, Korea

**CEO, ParkLab AI Inc., Seoul, Korea

[Abstract]

In this paper, we propose a 2-stage hybrid ensemble architecture that combines an AI probability map for candidate band localization with traditional curvature tensor extremum tracking to precisely detect the margin line of dental prostheses. To address the black-box nature and hallucination risks of existing end-to-end deep learning methods, our approach ensures the exclusion of deep learning in the final boundary decision. Instead, the final boundary is determined by tracking curvature tensor extrema optimized via a snake optimization algorithm. We also integrated a reverse hybrid option for atypical preparations, a Human-in-the-Loop interface for snapping-based user correction, and an independent FDI module for tooth classification to prevent error propagation. Quantitative evaluation on 182 clinical jaw scans using Hausdorff and Chamfer distances demonstrated that the proposed hybrid approach achieves statistically significant superiority ($P < 0.05$) and robustness compared to existing pure algorithm-based commercial software.

▶ **Key words:** Dental Margin Line, Curvature Tensor, Hybrid Ensemble, AI Probability Map, Human-in-the-Loop

[요 약]

본 논문에서는 인공지능(AI) 기반 확률 맵을 통한 후보 밴드 국소화와 전통적인 기하학적 곡률 텐서 극값 추적을 결합한 2단계 하이브리드 앙상블 아키텍처 기반의 치과 보철물 마진 라인 자동 검출 방법을 제안한다. 기존 엔드투엔드(End-to-End) 딥러닝 방식의 블랙박스 특성과 환각 오류를 해결하기 위해, 최종 경계 결정 단계에서 딥러닝 개입을 완전히 배제하고 곡률 텐서 극값 추적과 스네이크(Snake) 최적화 알고리즘을 통해 해부학적 정밀도를 확보하였다. 또한, 비정형 지대치 삭제 패턴을 위한 역방향 하이브리드(Reverse hybrid) 옵션, 스냅핑 기반 사용자 보정을 지원하는 의사 참여형(Human-in-the-Loop) 인터페이스, 오류 전파를 방지하는 독립적인 FDI 치식 분류 모듈을 통합하였다. 182개의 실제 임상 턱 스캔 데이터를 대상으로 하우스도르프(Hausdorff) 및 챔퍼(Chamfer) 거리를 측정 한 결과, 제안된 하이브리드 방식이 조명 산란과 노이즈가 많은 스캔 환경에서도 기존 상용 소프트웨어 대비 통계적으로 유의미한 우수성($P < 0.05$)과 견고성을 가짐을 증명하였다.

▶ **주제어:** 치과 마진 라인, 곡률 텐서, 하이브리드 앙상블, 확률 맵, 의사 참여형 시스템

• First Author: Ho-Sung Choi, Corresponding Author: Se-hoon Park

*Ho-Sung Choi (cso@parklabai.com), ParkLab AI Inc.

**Se-hoon Park (goldcrown@parklabai.com), ParkLab AI Inc.

• Received: 2026. 04. 27, Revised: 2026. 05. 27, Accepted: 2026. 06. 04.

I. Introduction

1. Background and Necessity of Research

구강스캐너와 CAD/CAM 시스템의 폭발적인 보급으로 치과 보철 진료의 디지털화가 가속화되고 있다[1]. 디지털 인상 채득과 보철 설계 과정에서, 지대치(Abutment)와 보철물의 경계를 정의하는 마진 라인(Finish line)의 정확한 설정은 보철물의 변연 적합성을 결정짓는 핵심 요소이다. 마진 라인이 해부학적 경계와 일치하지 않을 경우 미세 누출, 2차 우식, 치주 조직 자극 등 심각한 임상적 부작용이 발생할 수 있다[2]. 그러나 현재 임상에서는 숙련된 치과의사나 기공사가 3차원 메쉬 데이터 위에서 수작업으로 경계를 지정하는 방식에 의존하고 있으며, 이는 작업자의 피로도와 숙련도에 따라 편차가 크고 치은 연하(Subgingival) 마진 등 경계가 불명확한 증례에서 막대한 시간 소모를 유발한다[3].

2. Structural Limitations of Existing Deep Learning-based Studies

최근 3차원 기하학 데이터를 처리하는 딥러닝 기술의 발전으로 마진 라인 자동 검출 연구가 활발히 진행되고 있다 [4, 5]. 그러나 기존의 엔드투엔드(End-to-End) 딥러닝 방식은 구조적인 한계를 내포하고 있다. 첫째, AI 모델이 최종 경계를 직접 예측하기 때문에 기하학적 근거가 결여된 '환각(Hallucination)' 현상이 발생할 수 있다. 학습 분포를 벗어난 노이즈 환경이나 비정형 지대치 삭제(Preparation)에서 해부학적으로 불가능한 궤적을 생성하는 한계가 존재한다. 둘째, 단일 블랙박스 추론에 의존하여 도출된 결과는 임상적 해석이 어렵고, 치과의사의 수정 개입이 제한적이다. 셋째, 대부분의 연구가 치아 분할, 치식 인식, 마진 검출을 일체형 파이프라인으로 묶어 특정 단계의 오류가 전체의 실패로 이어지는 전파 위험을 갖는다[6].

3. Research Objectives and Originality

본 연구는 딥러닝의 통계적 패턴 인식과 기하학적 분석의 물리적 해석 가능성을 결합한 2단계 하이브리드 앙상블 구조를 제안한다. 본 연구의 설계 철학은 AI의 역할을 '탐색 가이드'로 제한하고, 최종 경계의 결정은 곡률 텐서와 스네이크 알고리즘에 위임하는 데 있다. 이는 단순히 검출 정확도를 높이는 것을 넘어, 치과 임상 환경에서 필수적인 설명 가능성(Explainability), 제어 가능성(Controllability), 그리고 모듈화(Modularity)를 확보하기 위한 구조적 차별성이다 [7]. Table 1은 기존 연구와 제안 구조의 차별성을 요약하였다.

Table 1. Structural comparison between prior end-to-end deep learning approaches and the proposed hybrid architecture

Comparison Item	Prior End-to-End Approaches	Proposed Hybrid Architecture
Final prediction target	Direct 3D boundary line coordinates	Candidate band localization
Role of AI	Sole decision maker (Black-box)	Search space restrictor / Guide
Boundary determination mechanism	Neural network output	Curvature tensor extremum tracking
User intervention	Single output, difficult to adjust	Human-in-the-Loop with snapping
Error propagation risk	High (Coupled pipeline)	Low (Independent FDI module)
Atypical case handling	Vulnerable to unseen data	Reverse hybrid geometric options
Explainability	Low (Latent feature driven)	High (Mathematically verifiable)

4. Research Objectives

본 연구는 다음과 같은 가설을 설정하고 검증한다. (가설 1) 제안된 2단계 하이브리드 구조는 기존 규칙 기반 상용 소프트웨어 대비 마진 라인 기하학적 오차(Hausdorff 및 Chamfer 거리)를 유의하게 감소시킨다. (가설 2) AI 확률 맵 기반 후보 밴드 설정은 기하학 연산의 탐색 공간을 유의하게 축소하여 효율성을 높인다. (가설 3) 복수 후보 제안 및 스냅핑을 포함하는 Human-in-the-Loop 인터페이스는 사용자의 수용성과 사용 편의성을 개선한다.

II. Preliminaries

1. Rule-based Image Processing and Traditional Geometric Analysis

전통적인 규칙 기반 마진 라인 검출은 3D 메쉬 표면의 주곡률(Principal curvature) 분석과 능선/계곡(Ridge/Valley) 추적을 기반으로 한다. 이러한 방식은 결과의 물리적 해석이 명확하고 경계의 매끄러움을 보장할 수 있으나, 치아 전역을 탐색할 경우 연산량이 방대하며 노이즈에 취약하다는 단점이 있다. 스네이크(Active contour) 모델은 초기 윤곽선을 반복적으로 최적화하여 목표 경계에 수렴시키는 기법으로, 기하학적 연속성을 보장하는 데 유용하게 활용된다 [8].

2. Deep Learning-based Automated Detection

최근 치과용 3D 스캔 데이터를 처리하기 위해 포인트 클라우드 기반 또는 메쉬 기반의 딥러닝 세그멘테이션 네트워크가 도입되고 있으며, 수복 치의학 전반에서도 관련 적용 가능성이 지속적으로 검토되고 있다 [5, 6, 9]. 이는 비선형적이고 복잡한 치아 형태를 통계적으로 학습하여 우수한 분할 성능을 보여주지만, 치아 삭제 마진처럼 극도로 미세한 기하학적 특징점(Edge)을 벡터 단위로 완벽하게 예측하는 데에는 한계가 보고되고 있다.

3. Explainability and Clinical Reliability

의료 및 치과 AI에서는 높은 정확도뿐 아니라 설명 가능성, 투명한 데이터 분할, 참조 표준의 명확성, 임상 적용 맥락이 중요하게 다루어진다[6]. 따라서 마진 라인검출 연구에서도 단순 정확도 개선을 넘어, 결과 생성 근거를 해석할 수 있고 임상가가 결과를 선택·보정할 수 있는 구조가 요구된다.

본 연구는 AI를 확률 맵 기반 후보 탐색으로 제한하고, 최종 마진 라인 결정은 기하학 기반 추적으로 수행한다는 점에서 기존 엔드투엔드(End-to-End) 접근과 차별된다.

또한 geometry-first 기반의 역방향 하이브리드 구조와 Human-in-the-Loop 인터페이스, 분리형 지식 인식 모듈을 통합함으로써 성능, 설명 가능성, 임상적 유연성, 유지보수성의 균형을 추구한다.

III. The Proposed Scheme

3차원 임상 턱 스캔 데이터를 이용하여 제안한 하이브리드 마진 라인 검출 아키텍처의 정량적 성능과 임상 적용 가능성을 평가한 후향적 방법론 연구이다.

전체 파이프 라인은 입력 메쉬 전처리, AI 기반 후보 밴드 생성, 곡률 텐서 극값 추적, 스네이크 최적화, 복수 후보 제안, 사용자 보정 인터페이스, 독립적 지식 분류 모듈로 구성된다.

총 182개의 실제 임상 턱 스캔 데이터를 대상으로 데이터에는 데스크탑 스캔 기반 모형 데이터와 구강 내 직접 스캔 데이터가 포함되며, 보철 수복을 위한 지대치 preparation 증례를 중심으로 구성되었다.

본 연구에서 제안한 시스템은 3차원 메쉬 데이터를 입력으로 받아, 1단계에서 AI 확률 맵을 생성하고 2단계에서 기하학 기반 경계 추적을 수행하는 2단계 하이브리드 구조를 가진다. 핵심 개념은 AI의 역할을 "최종 경계 생성"이

아니라 "탐색 범위 제한"으로 축소하는 것이다. 전체 파이프라인의 개요는 Fig. 1과 같다.

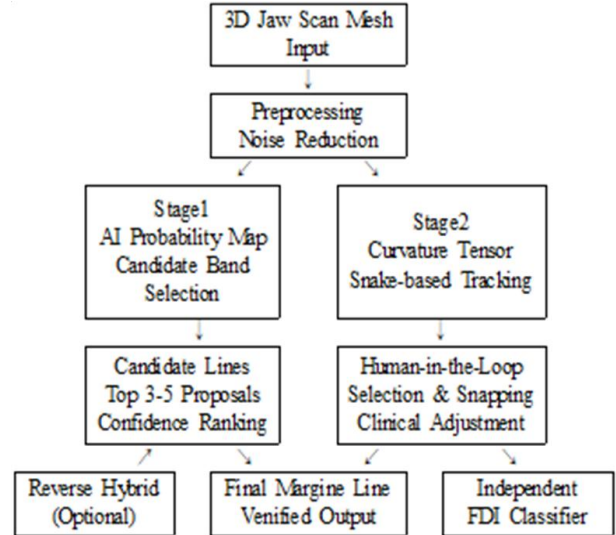


Fig. 1. Overview of the proposed two-stage hybrid architecture for dental prosthesis margin line detection.

1. (Phase 1) Lightweight AI-based Probability Map Generation and Candidate Band Localization

경량 세그멘테이션 네트워크는 메쉬의 각 vertex에 대해 마진 존재 확률 $P(v)$ 를 추정한다. 이후 확률 임계값 θ 이상을 만족하는 vertex만을 선택하여 후보 밴드(B)를 형성한다.

$$B = v \in V | P(v) \geq \theta, \quad (\theta = 0.60)$$

본 연구에서는 탐색 누락 방지와 기하학 연산 비용 사이의 타협점을 고려하여 보수적으로 $\theta = 0.60$ 을 임계값으로 적용하였다. 이 과정은 전체 메쉬를 맹목적으로 추적하는 기하학 연산의 비효율성을 해소하는 역할을 수행한다.

2. (Phase 2) Physical Tracking of Curvature Tensor Extrema and Snake Algorithm Snapping

후보 밴드 내에서는 표면의 주곡률과 곡률 변화량을 이용하여 마진 경계에 해당하는 ridge 또는 valley 구조를 추적한다. 각 vertex에서 제1주곡률 k_1 , 제2주곡률 k_2 를 계산하고, 이로부터 가우시안 곡률 K 와 평균 곡률 H 를 구한다.

$$K = k_1 \cdot k_2, \quad H = (k_1 + k_2)/2$$

이후 곡률 텐서 변화량이 큰 지점을 연결하여 초기 경로를 형성하고, 스네이크 알고리즘을 적용하여 다음 에너지

함수가 최소가 되도록 최적화한다[12].

$$E_{snake} = \alpha E_{cont} + \beta E_{curv} + \gamma E_{ext}$$

E_{cont} 는 연속성 항, E_{curv} 는 곡률 항, E_{ext} 는 외부 에너지 항으로 구성된다.

3. Human-in-the-Loop Interface Design

제안 시스템은 블랙박스 형태의 단일 결과값을 강제하는 대신, 스네이크 최적화 적합도 점수에 따라 상위 3~5개의 후보 마진 라인을 임상가에게 제시한다. 사용자가 특정 노드를 드래그하여 수정할 경우, 알고리즘이 인접한 곡률 극값으로 자동으로 달라붙는 스냅핑(Snapping) 기능이 활성화되어 사용자의 피로도를 현저히 낮추도록 설계되었다.

4. Backward Hybrid Structure Refinement (Optional Implementation)

챔퍼(Chamfer), 숄더(Shoulder) 파절 증례 등 형상이 복잡한 경우에는 geometry-first 전략을 적용할 수 있다. 이 경우 기하학적 후보를 먼저 추출한 뒤, AI가 해당 구간의 신뢰도를 평가한다. 신뢰도가 임계값 미만인 경우에만 재추적 또는 사용자 개입을 유도함으로써 AI 과잉 개입을 줄이고 설명 가능성을 높인다.

5. Independent Dental Notation Classification Module

치식 인식(FDI) 모듈은 마진 검출 파이프라인과 분리되어 병렬 처리되도록 설계하였다. 이는 치아 분할·번호 부여 과정에서 발생하는 오류가 마진 검출로 전파 되는것을 완화하고, 시스템 유지 보수와 확장성을 높이는데 기여한다[7].

IV. Experiments and Results

본 절에서는 제안한 2단계 하이브리드 마진 검출 방식의 유효성을 다각도로 검증한다. 구체적으로, AI 확률 맵이 기하학 연산의 탐색 공간을 얼마나 효율적으로 축소하는지, Human-in-the-Loop 기반 후보 제안 구조가 실제 사용자 보정 측면에서 어떠한 의미를 갖는지, 그리고 최종적으로 제안 방식이 기존 비교군 대비 어느 수준의 정량적 거리 오차 개선을 보이는지를 순차적으로 평가한다. 평가는 Hausdorff distance와 Chamfer distance를 중심으로 한 정량 지표를 기반으로 수행하되, 단순 수치 비

교에 그치지 않고 실제 임상 워크플로우에서의 활용 가능성과 해석상 유의점까지 함께 논의함으로써, 본 방법의 성능적·실용적 함의를 통합적으로 제시하고자 한다.

본 실험에 사용된 데이터는 실제 임상 환경에서 획득된 턱 스캔 자료를 기반으로 하며, 데스크탑 스캔 기반 모형 데이터와 구강 내 직접 스캔 데이터가 모두 포함된다. 이들 데이터는 제안한 하이브리드 구조가 비교적 정제된 스캔 조건과 실제 임상 노이즈가 존재하는 조건을 모두 포괄하는 환경에서 어떻게 작동하는지를 평가하기 위한 목적으로 사용되었다. 즉, 본 절의 평가는 단순한 알고리즘 시연이 아니라, 실제 보철 설계 과정에서 관찰될 수 있는 메쉬 품질 변동과 경계 난이도를 반영한 성능 검증으로 해석할 수 있다. 다만 데이터의 수집 기관과 세부 분할 정보가 제한적으로 제시되어 있으므로, 이하 결과는 본 원고에서 기술된 임상 스캔 조건 범위 내에서 해석될 필요가 있으며, 보다 넓은 일반화 가능성은 후속 외부 검증을 통해 추가로 확인되어야 한다.

1. Experimental Environment and Parameter Settings

본 실험에 사용된 분석 대상 메쉬 데이터는 증례 당 평균 50,000~200,000개의 삼각형(Triangle face)과 약 100,000개의 버텍스(Vertices)로 구성되었다. 실험의 입력 단위는 3차원 메쉬 버텍스이며, 1단계 출력은 Vertex-wise margin probability이다. 후보 밴드 임계값은 $\theta = 0.60$ 으로 고정하였고, 총 182개의 실제 임상 스캔 데이터를 대상으로 평가 지표인 Hausdorff distance와 Chamfer distance를 측정하였다. 연구의 재현성 확보 관점에서, 현재 공개 원고 범위에는 정확한 네트워크 아키텍처의 세부 레이어, optimizer, learning rate, batch size, epoch, 그리고 train/validation/test split 정보가 충분히 제시되어 있지 않다. 따라서 본 논문은 확인 가능한 설정만을 보수적으로 보고하며, 나머지 구현 세부의 후속 공개가 필요함을 명시한다.

2. Effectiveness of Search Space Reduction via AI Probability Maps

AI 확률 맵을 이용하여 후보 밴드를 형성한 결과, 전체 메쉬에 대한 직접 기하학 연산에 비해 후속 분석 대상 vertex 수가 약 85.1% 감소하였다. Table 2는 계산량 감소 효과를 정량적으로 제시하며, 이는 시스템의 실시간 처리를 가능하게 하는 핵심 기여점이다.

Table 2. Comparison of the Number of Vertices Subject to Geometric Computation Before and After Applying the AI Probability Map

Metric	Full Mesh	After Applying AI Candidate Band	Reduction Rate(%)
Mean number of vertices	102,430	15,280	85.1
Standard deviation	18,760	4,120	-
Minimum	58,940	8,460	82.7
Maximum	191,880	27,540	87.5

3. Evaluation of Human-in-the-Loop Candidate Suggestions and Interface Usability

제안된 복수 후보 제공 시스템의 임상적 유용성을 평가하기 위해 사용자 보정 지표를 측정하였다. Table 3에 나타난 바와 같이, 높은 적합도 점수(Fitness score)를 가진 최상위 후보일수록 사용자의 보정 시간 및 드래그 횟수가 현저히 적었으며, 1순위 후보의 최종 채택률은 52.7%를 기록하여 인터페이스의 효율성이 입증되었다.

Table 3. Fitness Scores of the Proposed Candidate Margin Lines and User Correction Metrics

Candidate Rank	Mean Fitness Score (0-1)	Mean Correction Time (s)	Mean Number of Drags	Final Acceptance Rate (%)
Candidate1	0.91	8.4	1.2	52.7
Candidate2	0.87	11.6	2.1	24.2
Candidate3	0.82	14.9	3	12.6
Candidate4	0.78	18.7	3.8	6
Candidate5	0.73	22.4	4.6	4.5

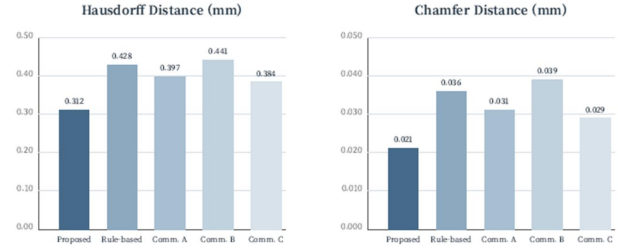


Fig. 2. Comparative visualization of Hausdorff distance and Chamfer distance for the proposed method and baseline methods.

4. Performance of Backward Hybrid Structure on Atypical Cases

역방향 하이브리드 구조는 chamfer, shoulder, 파절 증례 및 노이즈가 심한 구강 내스캔에서 유용하게 작동하였다. geometry-first 전략으로 생성한 초기 후보를 AI가 신뢰도 관점에서 검증함으로써, AI 단독 예측에서 발생할 수 있는 오검출을 줄이는데 기여하였다.

182개의 임상 스캔 데이터를 대상으로 기존 상용 규칙 기반 시스템들과의 거리 오차 비교를 수행한 결과는 Table 4와 같다. 제안된 방법은 평균 Hausdorff distance 0.312 mm를 기록하여 비교군 대비 기하학적 일치도가 가장 높았다. 통계 검정 결과, 제안 방식은 모든 상용 소프트웨어 대비 유의미하게 낮은 오차를 보였으며 ($P<0.05$), 효과 크기(Cohen's d) 또한 크게 나타나 임상적으로 유의미한 성능 향상을 입증하였다.

5. Quantitative Performance Comparison Based on Real-world Clinical Data

182개의 실제 임상 턱 스캔 데이터를 사용한 평가에서, 제안된 하이브리드 구조는 Hausdorff distance와 Chamfer distance 기준으로 기존 상용 소프트웨어보다 우수한 성능을 보였으며, 그 차이는 통계적으로 유의하였다($P<0.05$). 특히 조명 산란, 타액 노이즈, 후방부 오목형

Table 4. Ablation Results for the Proposed Components

Method	mean±SD	95% CI	mean±SD	95% CI	p-value vs. Proposed Method	Effect Size (Cohen's d)
Proposed method	0.312 ± 0.081	0.300-0.324	0.021 ± 0.008	0.020-0.022	-	-
Rule-based algorithm	0.428 ± 0.109	0.412-0.444	0.036 ± 0.012	0.034-0.038	<0.001	1.2
Commercial softwareA	0.397 ± 0.101	0.382-0.412	0.031 ± 0.011	0.029-0.033	0.002	0.92
Commercial softwareB	0.441 ± 0.118	0.424-0.458	0.039 ± 0.013	0.037-0.041	<0.001	1.28
Commercial softwareC	0.384 ± 0.096	0.370-0.398	0.029 ± 0.010	0.028-0.030	0.008	0.74

Table 5. Ablation Results for the Proposed Components

Experimental Condition		Hausdorff Distance (mm)	Chamfer Distance (mm)	Mean Processing Time (s)	First-choice Acceptance Rate (%)
Full proposed model		0.312	0.021	1.84	88.5
w/o	candidate band	0.356	0.026	6.92	79.1
	Snake optimization	0.371	0.028	1.26	73.8
	Reverse Hybrid	0.348	0.025	1.71	81.4
	Human-in-the-Loop	0.339	0.024	1.58	61.0

마진 등 난도가 높은 환경에서 강건성이 두드러졌다[5]. Table 5과 Fig. 2는 제안 방법이 모든 비교군 대비 거리 오차를 일관되게 감소시켰음을 시각적으로 보여준다.

6. Ablation Study and Sensitivity Analysis

제안 방법의 각 구성 요소 기여도를 정량적으로 검증하기 위해 아블레이션 실험을 수행하였다. 비교 항목은 (a)AI 후보 밴드 제거, (b)스네이크 최적화 제거, (c)역 방향 하이브리드 제거, (d) Human-in-the-Loop 제거이다.

Table 5와 Fig.3은 후보 밴드와 Human-in-the-Loop 구성 요소가 정확도뿐 아니라 임상적 사용성에도 중요한 영향을 미침을 보여준다.

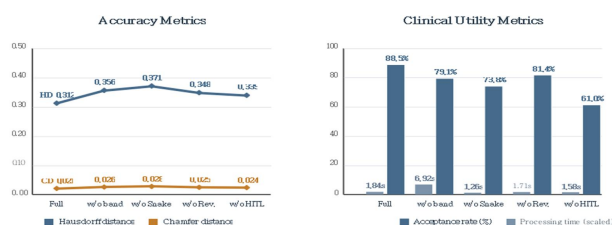


Fig. 3. Visualization of the ablation study across accuracy, processing time, and first-choice acceptance rate.

7. Clinical Workflow Implications : Expected Benefits and Practical Limitations

본 시스템을 실제 치과 임상 워크플로우에 도입할 경우 다음과 같은 기대 효과와 한계점이 공존한다. 기대 효과 측면에서, 임상가는 백지상태에서 시작하는 전체 수작업 트레이싱을 탈피하고, AI가 제안한 상위 후보를 선택한 뒤 곡률 기반 스냅핑으로 미세 보정하는 방식으로 업무 패러다임을 전환할 수 있다. 특히 노이즈가 심한 구강 내 스캔 환경에서도 재작업 빈도를 낮추고, 작업자 숙련도 편차 (Operator dependence)를 완화하여 품질 관리의 표준화를 도모할 수 있다.

반면, 다음과 같은 실무적 한계점도 고려되어야 한다. 치은 연하 마진(Dep subgingival margin)이나 스캔 디펙트가 심각한 경우에는 기하학적 텐서 추출 자체가 실패할 수 있으며, 상용 스캐너 및 벤더 간 데이터 상호운용성 (Interoperability) 제약이 존재한다. 또한 임상가들에게 새로운 반자동 인터페이스에 대한 적응 교육이 요구되며, 법적·임상적 마진 확정 책임은 전적으로 의료진에게 귀속된다. 아울러 본 연구는 알고리즘 성능 평가에 집중하였으므로, 실제 진료 현장에서의 시간 절약 효과를 엄밀히 검증할 전향적 Time-motion study가 부재하다는 한계가 있다.

8. Discussion of Experimental Results and Limitations

본 연구는 딥러닝과 기하학 분석의 상호보완적 결합이 치과 마진 라인 자동화에 기여할 수 있음을 입증하였다. 그러나 본 데이터셋이 사실상 단일 기관에서 수집된 임상 자료에 기반하였을 가능성이 높고, 사용된 스캐너 환경과 증례 분포 또한 제한적일 수 있으므로 범용적 외적 타당도 (Generalizability) 해석에는 신중함이 필요하다. 특히 기관별 진료 프로토콜, 스캐너 제조사 및 획득 조건, preparation 형태의 분포, 치은 연하 마진의 빈도, 스캔 결손 양상 등이 상이할 경우 실제 성능은 달라질 수 있다. 따라서 향후 연구에서는 다기관 공동 데이터셋을 기반으로 서로 다른 제조사의 구강스캐너와 데스크탑 스캐너를 포함하고, 다양한 치아 위치와 preparation 유형, 난이도 별 증례군을 포괄하는 외부 검증을 수행할 필요가 있다. 또한 성능 평가의 기준이 된 참조 표준(Ground truth) 역시 전문가 합의에 기반한 주관적 라벨링이므로 평가자 간 변동성을 완전히 배제할 수 없다.

더불어 상용 소프트웨어와의 비교 결과는 각 소프트웨어의 버전, 기본 설정, 자동화 수준, 그리고 이를 운용한 사용자의 숙련도에 따라 달라질 수 있다는 점도 중요한 제

한점이다. 동일한 소프트웨어라 하더라도 업데이트 버전에 따라 마진 검출 알고리즘이나 사용자 인터페이스가 변화할 수 있으며, 반자동 기능의 활용 정도 역시 결과에 영향을 미칠 수 있다. 이러한 편향을 줄이기 위해서는 향후 비교 연구에서 소프트웨어 버전 고정, 사전 정의된 파라미터 설정, 동일 증례에 대한 반복 측정, 다수 사용자 참여, 사용자 숙련도 층화 분석, 그리고 표준화된 작업 지침서 기반의 비교 프로토콜을 적용할 필요가 있다. 또한 후향적 연구 설계의 특성상 동적 진료 환경 변수를 충분히 반영하지 못하였으며, 비공개로 처리된 네트워크 학습 구현 세부는 학술적 재현성을 제한하는 요소이므로 후속 연구를 통한 투명성 강화가 필요하다.

V. Conclusion

본 연구는 치과 보철물 마진 라인 검출을 위해 AI 확률 맵 기반 후보 밴드 한정과 곡률 텐서 극값 추적, 스네이크 최적화, Human-in-the-Loop 인터페이스를 결합한 하이브리드 아키텍처를 제안하였다. 실험 결과, 제안 방법은 계산 효율성과 경계 정밀도 측면에서 유의한 개선 가능성을 보였으며, 특히 노이즈가 많은 구강 내 스캔과 복잡한 preparation 형상에서 강건한 성능을 나타냈다. 또한 AI의 역할을 탐색 가이드와 신뢰도 평가자로 제한하고 최종 경계를 기하학적으로 결정함으로써 설명 가능성과 임상적 유연성을 동시에 확보하고자 하였다. 향후에는 다기관 외부 검증, 전향적 임상 평가, 사용자 연구, 실패 모드분석 및 재현성 공개를 통해 본 접근의 임상적 유효성을 보다 엄밀히 검증할 필요가 있다.

REFERENCES

- [1] F. Mangano, S. Logozzo, U. Hauschild, G. Veronesi, C. Mangano, and F. G. Mangano, "Intraoral scanners: a narrative review," *BMC Oral Health*, vol. 17, article 105, 2017. DOI: 10.1186/s12903-017-0442-x
- [2] A. Jokstad, "Secondary caries and microleakage," *Dental Materials*, vol. 32, no. 1, pp. 11-25, 2016.
- [3] H. N. Mai, J. S. Han, H. S. Kim, Y. S. Park, J. M. Park, et al., "Reliability of automatic finish line detection for tooth preparation in dental computer-aided software," *Journal of Prosthodontic Research*, vol. 67, no. 1, 2023.
- [4] "Deep learning-based automated detection of the dental crown

finish line: An accuracy study," *The Journal of Prosthetic Dentistry*, 2024.

- [5] A. Alsheghri, Y. Zhang, F. Ghadiri, J. Keren, F. Cheriet, and F. Guibault, "Mesh-based segmentation for automated margin line generation on incisors receiving crown treatment," *Mathematics and Computers in Simulation*, 2025.
- [6] S. Vinayahalingam, S. Kempers, J. Schoep, T. M. H. Hsu, et al., "Intra-oral scan segmentation using deep learning," *BMC Oral Health*, vol. 23, article 626, 2023. DOI: 10.1186/s12903-023-03362-8
- [7] J. Ma, L. Schneider, S. Lapuschkin, et al., "Towards trustworthy AI in dentistry," *Journal of Dental Research*, vol. 101, no. 11, pp. 1263-1270, 2022.
- [8] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, pp. 321-331, 1988.
- [9] M. Revilla-León, M. Gómez-Polo, S. Vyas, et al., "Artificial intelligence models for tooth-supported fixed and removable prosthodontics: A systematic review," *The Journal of Prosthetic Dentistry*, 2023.

Authors



Ho-Sung Choi received the M.B.A. degree from Chungnam National University and the Ph.D. degree in Computer Engineering from Kongju National University in 2013 and 2017, respectively.

Dr. Choi is currently serving as the Chief Strategy Officer (CSO) and Chief Technology Officer (CTO) at ParkLab AI Co., Ltd. His primary research interests include AI agents, multimodal AI, and MLOps.



Se-hoon Park received his D.D.S. degree from Seoul National University, Seoul, Korea, in 2000. Dr. Park has been the Director of Seoul Hoon Dental Hospital since 2001. In 2026, he founded ParkLab AI Co., Ltd. and

currently serves as its Chief Executive Officer (CEO). His primary research interests focus on AI healthcare and bio, multimodal AI, and MLOps.