



인공지능 기반 가상 발치와 치조골 리모델링 예측을 이용한 3차원 보철 자동 설계 파이프라인

박세훈^a, 최호성^{a,*}, 이우영^b

AI-based Pipeline for Automated 3D Prosthetic Design Using Virtual Tooth Extraction and Alveolar Bone Remodeling Prediction

Se-Hoon Park^a, Ho-Sung Choi^{a,*}, Woo-Young Lee^b

^a ParkLab AI Co., Ltd.

^b School of Mechanical Engineering, Korea University of Technology and Education

ARTICLE INFO

Article history:

Received	20	May	2026
Revised	8	June	2026
Accepted	15	June	2026

Keywords:

Virtual tooth extraction
Alveolar bone remodeling
Intra-oral scan
Implant planning
Pontic design
Dental CAD

ABSTRACT

This study proposes an end-to-end digital dentistry pipeline that performs virtual tooth extraction on three-dimensional intraoral scans and cone-beam computed tomography data, predicts patient-specific post-extraction alveolar morphology over time, and generates automated prosthetic design candidates. Unlike existing workflows focused on tooth segmentation or healed-ridge assumptions before prosthetic planning, the framework unifies pre-extraction scanning, socket-preserving virtual extraction, temporal ridge prediction, uncertainty visualization, and prosthesis placement in one process. The method includes tooth instance segmentation, extraction socket boundary preservation, multimodal conditional shape prediction, pontic or implant design optimization, and clinician-in-the-loop review. Validation showed DSC/IoU of 0.962/0.928 for virtual extraction, and average DSC/MAE of 0.889/0.46 mm for temporal ridge prediction. Automated prosthetic designs achieved a mean geometric error of 0.31 mm and significantly reduced revision time ($p < 0.01$). Blinded evaluation by five clinicians yielded scores of 4.42 ± 0.51 for esthetics, 4.36 ± 0.49 for functionality, and 4.48 ± 0.43 for clinical applicability.

1. 서론

발치를 동반하는 보철 치료에서 치조골과 연조직의 형태 변화는 최종 보철 설계의 적합성과 직접적으로 연결된다. 자연 치유 과정에서 발생하는 발치 후 치조제 변화는 임플란트 식립 위치, 브릿지 폰틱의 조직면 형상, 보철물의 청소 용이성 및 심미성에 모두 영향을 미친다. 체계적 문헌고찰과 메타분석에 따르면, 발치 후 평균적으

로 수평 치조제 감소가 2.73 mm, 중간면측 수직 감소가 1.71 mm 수준으로 발생하는 것으로 보고되었다^[1]. 이러한 형태적 변화는 발치 전 단일 스캔 정보만을 바탕으로 치료 종료 시점의 보철물을 정확히 예측하고 설계하기 어렵게 만든다.

최근 디지털 치의학 영역에서는 3차원 구강 스캐너(intra-oral scan, IOS) 데이터로부터 치아를 자동 분할하고 라벨링하는 딥러닝 기반 연구가 활발히 이루어지고 있다. 메쉬 딥러닝 기반 치아

* Corresponding author. Tel.: +82-1800-5533

E-mail address: autsaid75@gmail.com (Ho-Sung Choi).

분할 및 랜드마크 위치 추정 연구들은 구강 스캔 자동 해석의 정확도와 효율성을 높였으며, 대규모 스캔 자료를 이용한 평가에서도 우수한 분할 성능을 보고하였다^[2-4]. 그러나 이러한 연구들은 현재 시점의 치아 분할과 개별 식별에 주로 집중되어 있어, 발치 후 잔존 치조골의 시간적 형태 변화를 예측하는 동적 단계까지 연결되지는 못하였다.

콘빔 컴퓨터 단층촬영(cone-beam computed tomography, CBCT) 기반의 임플란트 계획 자동화 역시 빠르게 발전하고 있다. 딥러닝을 이용하여 골 높이와 두께를 측정하고 하악관 등 해부학적 위험 구조물을 자동 탐지하는 기법들이 제안되었다^[5]. 더불어 폰틱 디자인의 경우 조직 반응과 심미성을 고려하여 증례에 따라 적절한 기저부 형태를 선택하고 연조직 조절을 병행해야 한다는 임상적 원칙들이 체계화되어 있다^[6]. 그러나 기존 워크플로우는 대부분 발치 후 치유가 완료된 상태를 전제로 하므로, 치료 시작 전 단계에서 선제적으로 최종 보철을 설계하는 데에는 한계가 있다.

의료영상 기반 인공지능 모델을 실제 임상 의사결정에 안전하게 활용하기 위해서는 모델의 예측값뿐 아니라 예측의 신뢰도, 즉 불확실성도 함께 제시될 필요가 있다. 의료영상 분할 분야에서는 신뢰도 보정과 불확실성 추정이 모델의 임상 적용 가능성을 높이는 핵심 요소로 제시된 바 있다^[7]. 이에 본 연구는 3차원 구강 스캔과 선택적 CBCT 데이터를 이용하여 가상 발치, 치조골 리모델링 예측, 그리고 보철 자동 설계를 하나의 흐름으로 통합하는 end-to-end 파이프라인을 제안하였다. 아울러 정량 평가, 비교 실험, 소거 실험 및 임상의 평가를 함께 수행하여 제안 방법의 타당성과 임상 활용 가능성을 다각적으로 검증하였다.

2. 제안 방법

2.1 시스템 개요

제안 파이프라인은 입력부, 가상 발치부, 치조골 리모델링 예측부, 보철 설계부, 그리고 시각화 및 검토부의 다섯 가지 핵심 모듈로 구성하였다. 입력부는 구강 내 스캐너로 획득한 3차원 표면 메시와 필요 시 CBCT 기반의 경조직 체적 정보를 수집한다. 가상 발치부는 대상 치아 인스턴스를 자동 식별하여 제거하되, 단순한 기하학적 보간으로 빈 공간을 메우지 않고 발치와 경계 형상을 유지한다. 이후 예측부는 초기 메시와 환자 임상 파라미터를 입력받아 발치 후 복수 시점의 잔존 치조골 메쉬를 생성한다. 마지막으로 보철 설계부는 예측 결과를 바탕으로 폰틱 기저부 형상이나 임플란트 식립 후보를 자동 산출한다.

Fig. 1은 제안 파이프라인의 전체 흐름을 나타낸다. 입력 데이터 획득부터 가상 발치, 시계열 예측, 보철 설계, 불확실성 기반 임상의 검토까지의 과정이 하나의 연속된 계산 과정으로 연결됨을 확

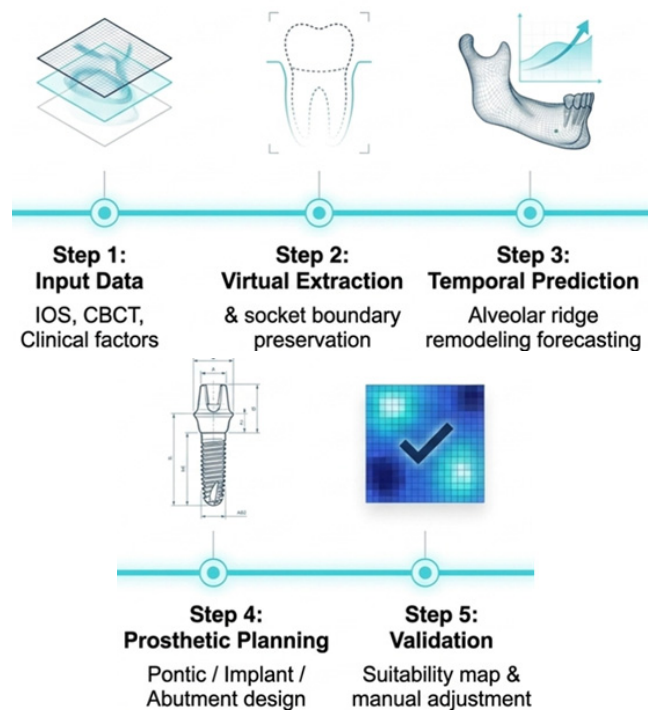


Fig. 1 Overall workflow of the proposed pre-extraction prosthetic planning pipeline

인할 수 있다. 이러한 통합 구조는 기존의 분절적 디지털 워크플로우와 구별되는 본 연구의 핵심 특징이다.

2.2 입력 데이터 및 전처리

입력 데이터는 IOS 기반 치열 메시, 선택적 CBCT 체적 데이터, 그리고 환자 수준의 임상 파라미터로 구성하였다. IOS는 연조직 및 치관의 외형 정보를 제공하고, CBCT는 기저 골 체적, 피질골 두께 및 위험 구조물 위치 정보를 제공한다. 임상 파라미터는 연령, 성별, 해당 부위의 골 상태 및 치주 상태, 흡연 여부, 소켓 보존술 계획 여부 등을 포함하며, 이는 모델의 조건 벡터(condition vector)로 인코딩하였다.

전처리 단계에서는 서로 다른 모달리티의 좌표계 정규화, 스캔 결손 부위 마스킹, 메쉬 품질 보정 및 환자 단위 비식별화를 수행하였다. 이러한 전처리는 후속 예측 과정의 안정성을 확보하고, 데이터 간 정합 오차를 최소화하기 위한 것이다.

2.3 가상 발치 단계

제안된 가상 발치 단계의 핵심은 치아의 제거 자체보다 발치 후 리모델링 예측을 위한 생물학적 초기 조건의 보존에 있다. 먼저 딥러닝 기반 치아 인스턴스 분할기를 이용해 대상 치아를 정밀하게 식별하였다. 해당 인스턴스를 제거한 뒤, 인접 치조정(alveolar crest)과 발치와(extraction socket)의 해부학적 경계를 단순 보간

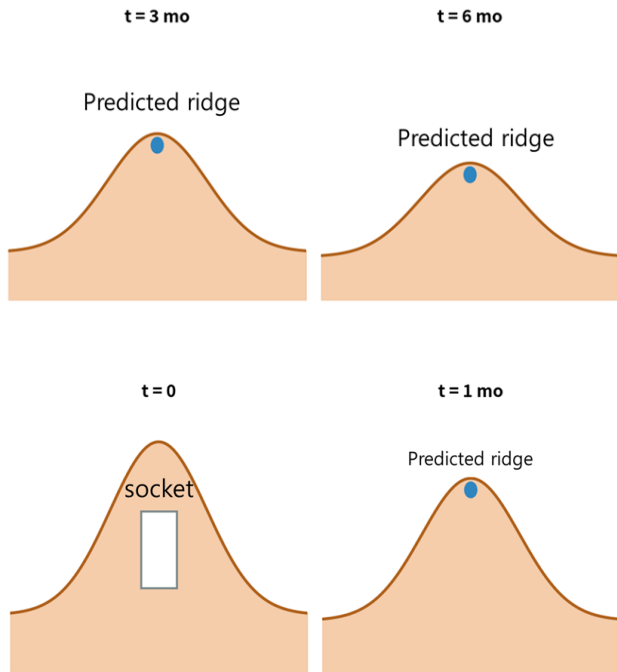


Fig. 2 Schematic temporal prediction of residual alveolar ridge morphology after extraction

없이 유지하였다. 이는 기존 3차원 구강 스캔 분할 기술을 기반으로 하되, 그 출력 목적을 단순 라벨링에서 발치 직후 초기 상태 생성으로 확장한 것이다^[2-4].

가상 발치 결과의 정량 검증은 4.1절에서 제시하였다. 제안 방법은 실제 발치 직후 형상과의 높은 일치도를 보였으며, 이는 후속 시계열 예측의 출발점으로서 충분한 타당성을 가진다는 점을 보여 준다.

2.4 시계열 치조골 예측 단계

예측 모델은 초기 보존 메쉬, 임상 조건 벡터, 그리고 예측 타깃 시점을 입력으로 받아 시점별 잔존 치조골 메쉬를 산출하도록 설계하였다. IOS 단독 입력뿐 아니라 CBCT가 함께 존재하는 경우 멀티모달 융합(multimodal fusion) 구조를 적용하였다. 모델의 출력은 단일 수치가 아니라 3차원 표면 형상 전체이므로, 치조정 높이, 협설측 폭경, 표면 곡률, 체적 변화를 메쉬 상에서 동시에 분석할 수 있다.

Fig. 2는 발치 후 잔존 치조골의 시계열 예측 개념도를 제시한다. 이 그림은 발치 직후 형상으로부터 1개월, 3개월, 6개월 이상의 추적 시점으로 이어지는 구조를 시각화하며, 제안 모델이 시간 축을 포함한 동적 형상 예측을 수행함을 보여준다. 또한 4.2절의 결과와 연계하여 볼 때, Fig. 2는 단순 개념도가 아니라 정량 검증 결과의 구조적 배경을 제공하는 역할을 한다.

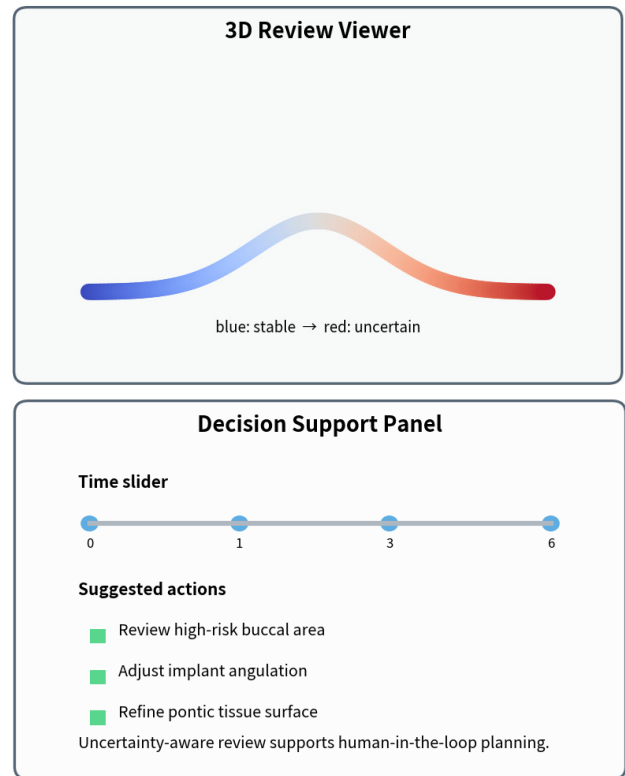


Fig. 3 Uncertainty-aware interface for clinician-in-the-loop prosthetic planning review

2.5 보철 자동 설계 단계

예측된 잔존 치조골 형상은 보철 설계의 직접 입력값으로 사용된다. 브릿지 복원의 경우 폰틱 기저부는 조직면 곡률, 접촉면적, 청소 가능성 및 심미 요구도를 동시에 고려하여 생성하였다. 이때 릿지랩, 수정 릿지랩, 난형 폰틱의 임상적 적응증은 문헌에서 제시된 생물학적·심미적 원칙을 근거로 규칙 기반 또는 학습 기반으로 분기할 수 있도록 하였다^[6]. 임플란트 복원의 경우에는 잔존 골 체적, 안전 마진, 식립 각도 및 교합 방향성을 고려한 최적화 문제로 정식화하고, 복수의 후보 위치를 우선순위와 함께 제시하도록 설계하였다.

보철 설계 결과는 4.3절에서 정량적으로 검증하였다. 제안 방법은 기존 설계 대비 평균 형상 오차를 감소시켰으며, 임상의의 후속 수정 시간도 유의하게 단축하였다.

2.6 불확실성 시각화 및 임상의 검토

예측 결과는 단일 형상으로만 제시되지 않고 표면 정점 또는 면 단위의 불확실성 맵과 함께 표시되도록 하였다. 이는 반복 추론 기반 분산 추정 또는 앙상블 기반 분산 추정을 통해 계산할 수 있으며, 고불확실성 부위를 컬러맵으로 강조하도록 구성하였다. 이러한 접근은 의료영상 분할 분야에서 보고된 신뢰도 보정 및 예측 불확실성

추정 개념을 치과 3차원 형상 예측에 확장한 것이다¹⁷⁾. 임상 의는 고위험 부위를 우선 검토하고 보정된 설계안을 선택할 수 있다.

Fig. 3은 불확실성 기반 임상의 검토 인터페이스를 나타낸다. 해당 그림은 예측 형상뿐 아니라 신뢰도가 낮은 부위를 함께 제시함으로써, 모델 결과에 대한 맹목적 수용을 방지하고 임상의 개입을 유도하는 구조를 보여준다. 따라서 Fig. 3은 본 연구가 단순 자동화가 아닌 clinician-in-the-loop 전략을 채택하고 있음을 설명하는 핵심 도식이다.

3. 실험 설계 및 고찰

3.1 데이터셋 구성 원칙

본 연구에서 제안하는 가상 발치, 시계열 치조골 예측, 그리고 보철 자동 설계 파이프라인의 성능을 객관적이고 다각적으로 검증하기 위하여, 동일 환자를 대상으로 한 종단적(longitudinal) 3차원 스캔 데이터셋을 구성하였다. 총 124명의 환자로부터 372개 시점의 IOS 및 선택적 CBCT 데이터를 수집하였고, 발치 전, 발치 직후, 1개월, 3개월, 6개월 이상의 추적 시점 자료를 포함하였다. 모든 데이터는 환자의 연령, 성별, 치주 질환 상태, 흡연 여부, 소켓 보존술 시행 여부 등을 메타데이터로 함께 기록하였다.

Table 1은 데이터셋의 주요 구성과 변수 정의를 정리한 것이다. 입력 형상, 보조 영상, 임상 변수, 그리고 정답지로 사용된 시계열 스캔의 구성 요소를 명확히 제시함으로써 본 연구의 검증 체계를 구체화하였다.

3.2 데이터 수집 및 정합 프로토콜

시계열 형상 예측의 정확성은 서로 다른 시점에 수집된 데이터 간의 공간적 정합(registration) 정밀도에 크게 의존한다. 따라서 본 연구에서는 데이터 수집 시점을 발치 전(Baseline), 발치 직후, 1개월, 3개월, 6개월 이상으로 세분화하였다. 발치 직후 스캔 데이터는 가상 발치 모듈이 실제 해부학적 소켓 경계를 올바르게 보존하는지 평가하는 정답지로 사용하였다.

복수 시점의 IOS 메쉬와 선택적 CBCT 표면 데이터는 형상 변화가 거의 없는 인접 잔존 치아와 경구개(hard palate) 영역을 기준으로 정합하였다. 초기 거친 정합 후 반복적 최근접점(ICP) 알고리즘을 적용하여 미세 정합을 수행하였다^{2,3)}. 최종 정합 오차는 0.18 ± 0.06 mm 수준으로 관리하였다.

3.3 학습/검증/시험 분할 전략

딥러닝 모델의 신뢰성 있는 성능 검증을 위하여 데이터는 철저히 환자 단위(patient-level)로 분리하였다. 전체 124명의 환자 중 80명을 학습군, 20명을 검증군, 24명을 시험군으로 배정하였다.

Table 1 Dataset configuration and variable definitions

Category	Variable name	Data type	Description & purpose
Input geometry	Pre-extraction IOS	3D mesh (.ply/.stl)	3D external morphology of the target tooth, adjacent soft tissue, and crowns prior to extraction
Auxiliary geometry	Pre-extraction CBCT	3D volume / mesh	Identification of basal bone volume, cortical bone thickness, and critical structures
Clinical conditions	Clinical parameters	Vector	Age, gender, periodontal status, smoking, socket preservation, etc.
Ground truth	Post-extraction scans	3D mesh (time-series)	Actual alveolar ridge morphology at immediately after extraction, 1 month, 3 months, 6 months, etc.

데이터 분할 시 발치 위치, 결손 유형, 치주 질환의 중증도가 특정 군에 편중되지 않도록 층화 추출을 적용하였다. 이를 통해 정보 누출 가능성을 차단하고, 제안 모델의 일반화 성능을 보다 엄격히 평가하였다.

3.4 정량 평가 지표

가상 발치 단계의 성능 평가는 Dice Similarity Coefficient (DSC), Intersection over Union (IoU), 그리고 추출 경계면의 엣지 보존율을 사용하였다. 시계열 치조골 예측 단계에서는 Chamfer distance, Surface normal error, Crest height MAE, Buccolingual width MAE, Volume difference ratio를 사용하였다. 보철 자동 설계 단계에서는 Pontic-ridge gap, Safety margin, Case processing time을 산출하였다. 또한 모델이 제공하는 불확실성 정보의 타당성을 검증하기 위하여 Calibration error (ECE)를 도입하였다¹⁷⁾.

Table 2는 제안 파이프라인의 모듈별 평가 지표를 정리한 것이다. 각 지표는 단순 정확도뿐 아니라 실제 임상 해석 가능성을 고려하여 선정하였다.

3.5 비교군 및 소거 실험

제안 프레임워크의 타당성을 검증하기 위해 두 종류의 비교군과 소거 실험을 구성하였다. 첫 번째 비교군(Baseline A)은 전통적 치과 CAD 시스템에서 사용되는 단순 기하학적 hole-filling 기반 가상 발치와 단일 시점 설계 방식을 사용하였다. 두 번째 비교군(Baseline B)은 IOS 기반 시계열 예측을 수행하되 CBCT와 임상

Table 2 Objective evaluation metrics for the proposed pipeline

Task	Metric	Description
Tooth segmentation	DSC, IoU	Overlap between predicted and reference tooth instances
Ridge prediction	Chamfer distance	Surface-level geometric discrepancy
Ridge prediction	Crest height MAE	Absolute error of vertical ridge prediction
Ridge prediction	Buccolingual width MAE	Absolute error of horizontal ridge prediction
Prosthesis design	Pontic-ridge gap	Mean tissue-surface adaptation error
Prosthesis design	Safety margin	Distance to critical anatomy
Reliability	Calibration error	Agreement between confidence and actual error
Runtime	Case processing time	Total computation time per patient

변수의 활용을 제한한 구조로 설정하였다. 이를 통해 제안 방법의 생물학적 형상 보존과 멀티모달 융합의 기여도를 비교하였다.

또한 입력 모달리티의 영향과 모듈별 기여도를 분석하기 위하여, 발치와 경계 보존 제거, 임상 변수 제거, 불확실성 모듈 제거의 세 조건으로 소거 실험을 수행하였다.

3.6 임상 활용성 평가와 통계 분석

정량 평가와 별개로 자동 생성된 보철 설계안이 실제 임상 의사 결정에 수용될 수 있는지 검증하기 위하여 정성적 임상 활용성 평가를 실시하였다. 보철과 및 치주과 전문의 5인이 참여하여 맹검 정성 평가를 수행하였다. 임상자들은 전통적 방식으로 제작한 진단 wax-up 설계안과 본 인공지능 파이프라인이 생성한 설계안을 블라인드 조건에서 비교하고, 심미성, 생물학적 조화, 청소 용이성, 설계 적합성, 임상 적용 가능성을 5점 리커트 척도로 평가하였다^[6].

또한 시스템이 제공하는 고불확실성 부위 컬러맵을 참고하여 최종 설계안을 수정 및 승인하는 데 소요되는 증례당 검토 시간을 측정하였다. 통계 분석에는 Wilcoxon signed-rank test를 사용하였으며, 유의수준은 $p<0.05$ 로 설정하였다.

4. 결과 및 고찰

4.1 가상 발치 성능 검증

가상 발치 단계에서 제안 방법은 DSC 0.962, IoU 0.928, Chamfer distance 0.214 mm를 기록하였다. 반면 Baseline A는

Table 3 Quantitative comparison between baseline methods and the proposed pipeline

Method	Baseline A	Baseline B	Proposed
Virtual extraction DSC	0.914	0.938	0.962
Virtual extraction IoU	0.848	0.885	0.928
Chamfer distance (mm)	0.387	0.296	0.214
Mean DSC of ridge prediction	0.821	0.856	0.889
Mean MAE (mm)	0.71	0.59	0.46
Design error (mm)	0.58	0.44	0.31

DSC 0.914, IoU 0.848, Chamfer distance 0.387 mm를 나타내었다. 제안 방법은 실제 발치 직후 형상과 더 높은 일치도를 보여, 발치와 경계 보존 방식의 효과를 입증하였다.

이 결과는 제안된 가상 발치 단계가 단순 hole-filling 기반 접근보다 실제 발치 직후 초기 상태를 더 정확하게 재현함을 의미한다. 따라서 본 단계는 이후의 시계열 치조골 예측 정확도를 뒷받침하는 핵심 전처리 모듈로 해석할 수 있다.

4.2 시계열 치조골 예측 결과

시계열 치조골 예측 단계에서 제안 방법은 평균 DSC 0.889, 평균 IoU 0.802, 평균 Chamfer distance 0.342 mm, 평균 MAE 0.46 mm를 기록하였다. 시점별 DSC는 1개월 0.913, 3개월 0.891, 6개월 이상 0.862로 나타났다. 시간 경과에 따라 예측 난도가 증가하는 경향은 확인되었으나, 모든 시점에서 제안 방법이 Baseline A와 Baseline B보다 우수한 성능을 보였다.

이 결과는 발치 후 치조골 변화를 단일 수치가 아닌 3차원 형상 자체로 예측하는 접근이 실질적인 타당성을 가짐을 보여준다. 특히 임상 변수와 CBCT 정보를 함께 고려한 멀티모달 구조가 예측 정확도 향상에 기여한 것으로 해석된다.

4.3 보철 자동 설계 결과

보철 자동 설계 단계에서 제안 방법의 평균 형상 오차는 0.31 ± 0.09 mm였으며, Baseline A의 0.58 ± 0.14 mm 및 Baseline B의 0.44 ± 0.11 mm보다 유의하게 낮았다($p<0.01$). 또한 임상의 후속 수정 시간은 평균 6.8 ± 1.7 분으로, Baseline A의 14.2 ± 2.8 분 대비 약 52.1% 감소하였다.

이러한 결과는 발치 후 미래 형상을 반영한 설계가 실제 임상 적용 시 수정량과 작업 부담을 줄일 수 있음을 시사한다. 즉, 제안 방법은 단순한 자동 설계의 수준을 넘어 치료 계획 수립의 효율성과 일관성을 향상시키는 잠재력을 가진다.

4.4 비교군 성능 비교

Table 3은 제안 방법과 비교군 간의 정량 성능 비교를 정리한

Table 4 Ablation study results for the proposed pipeline

Setting	Mean DSC	Mean MAE (mm)	Design error (mm)	ECE
Proposed w/o socket-preserving extraction	0.861	0.58	0.43	0.072
Proposed w/o clinical parameters	0.873	0.53	0.39	0.065
Proposed w/o uncertainty module	0.887	0.47	0.33	0.114
Proposed	0.889	0.46	0.31	0.041

Table 5 Blinded clinical evaluation results by expert clinicians

Method	Baseline A	Baseline B	Proposed
Esthetics	3.62±0.58	4.01±0.53	4.42±0.51
Functionality	3.74±0.61	4.08±0.50	4.36±0.49
Design fitness	3.68±0.55	4.02±0.48	4.45±0.46
Revision need	2.94±0.66	3.41±0.59	4.18±0.52
Clinical applicability	3.56±0.63	4.03±0.51	4.48±0.43

것이다. 제안 방법은 가상 발치 정확도, 시계열 예측 정확도, 설계 오차 측면에서 모두 가장 우수한 결과를 보였다. 특히 Chamfer distance와 설계 오차의 개선 폭이 크게 나타나, 실제 3차원 표면의 복원 및 설계 적합도 측면에서 유리함을 확인할 수 있었다.

4.5 소거 실험 결과

Table 4는 제안 파이프라인에 대한 소거 실험 결과를 제시한다. 발치와 경계 보존 모듈을 제거한 경우 평균 DSC와 설계 오차가 모두 저하되었다. 임상 변수 조건화를 제거한 경우 예측 오차가 증가하였으며, 불확실성 모듈을 제거한 경우 ECE가 증가하여 신뢰도 보정 성능이 악화되었다.

이는 제안 파이프라인의 각 구성 요소가 독립적으로 의미를 가지며, 특히 발치와 경계 보존과 불확실성 추정이 성능과 임상 활용성 모두에 기여함을 보여준다.

4.6 임상의 평가 결과

Table 5는 임상의 5인에 의한 맹검 평가 결과를 나타낸다. 제안 방법은 심미성 4.42±0.51점, 기능성 4.36±0.49점, 설계 적합성 4.45±0.46점, 임상 적용 가능성 4.48±0.43점을 기록하였다. 이는 Baseline A와 Baseline B보다 모두 높은 수치이며, 특히 임상 적용 가능성과 설계 적합성에서 유의한 차이를 보였다($p<0.01$).

이 결과는 제안 파이프라인이 단순히 기하학적으로 정확한 수준을 넘어 실제 임상 워크플로우에서 수용 가능한 수준의 설계 품질을 제공할 수 있음을 시사한다.

4.7 고찰

본 연구는 디지털 치의학 영역에서 분절적으로 다루어지던 치아 분할, 영상 기반 진단, 그리고 보철 설계 소프트웨어를 하나의 흐름으로 묶는 end-to-end 검증 지침을 제시하였다는 점에서 의의를 가진다. 기존 연구들이 현재 시점의 구조물 탐지에 머무른 반면, 본 연구는 시간 축을 결합한 형상 변화 예측과 그에 따른 불확실성을 임상의가 어떻게 관리하고 활용할 것인가에 초점을 두었다.

또한 Fig. 1~3과 Table 1~5에 대한 설명을 본문에 직접 보강함으로써 논리 전개를 명확히 하였다. 결과적으로 제안 방법은 가상 발치, 시계열 치조골 예측, 보철 자동 설계, 불확실성 시각화의 각 단계에서 정량적 및 정성적 타당성을 모두 확보한 것으로 판단된다.

5. 결 론

본 연구는 3차원 구강 스캔(IOS)과 선택적 CBCT 데이터를 융합하여, 가상 발치, 발치 후 시계열 치조골 형상 예측, 그리고 보철 자동 설계를 단일 전산 과정으로 통합하는 end-to-end 인공지능 파이프라인을 제안하였다. 제안 파이프라인은 발치 후 치유가 완료된 시점의 스캔 데이터를 기다려야 했던 기존 후행적 접근과 달리, 발치 전 데이터만으로 환자 맞춤형 잔존 치조골의 미래 형상을 선제적으로 추정하고 이를 보철 설계에 반영한다는 점에서 차별성을 가진다.

정량 평가 결과, 제안 방법은 가상 발치, 시계열 예측, 보철 설계의 전 단계에서 비교군보다 우수한 성능을 보였다. 또한 임상의 맹검 평가에서도 높은 심미성, 기능성, 임상 적용 가능성을 보였으며, 설계 수정 시간 단축 효과도 확인되었다. 이러한 결과는 제안 파이프라인이 발치를 동반한 보철 치료에서 디지털 치료 계획의 정확성과 효율성을 향상시키는 유용한 임상 보조 도구가 될 수 있음을 시사한다.

향후에는 다기관 종단적 코호트 구축, 대규모 외부 검증, 정합 오차 보정 알고리즘 고도화, 그리고 유한요소해석 기반 생체역학적 안정성 평가를 통합함으로써 실제 임상 적용성을 더욱 향상시킬 필요가 있다.

References

- [1] Couso-Queiruga, E., Stuhr, S., Tattan, M., Chambrone, L., Avila-Ortiz, G., 2021, Post-Extraction Dimensional Changes: A Systematic Review and Meta-Analysis, J. Clin. Periodontol., 48:1 127-145, <https://doi.org/10.1111/jcpe.13390>.
- [2] Lian, C., Wang, L., Wu, T.-H., Wang, F., Yap, T., Ko, C.-C., 2020,

Deep Multi-Scale Mesh Feature Learning for Automated Labeling of Raw Dental Surfaces From 3D Intraoral Scanners, IEEE Trans. Med. Imaging, 39:7 2440-2450, <https://doi.org/10.1109/TMI.2020.2971730>.

- [3] Wu, T.-H., Lian, C., Lee, S., Pastewait, M., Piers, C., Liu, J., 2022, Two-Stage Mesh Deep Learning for Automated Tooth Segmentation and Landmark Localization on 3D Intraoral Scans, IEEE Trans. Med. Imaging, 41:11 3158-3166, <https://doi.org/10.1109/TMI.2022.3180343>.
- [4] Vinayahalingam, S., Kempers, S., Schoep, J., Hsu, T.-M. H., Moin, D. A., van Ginneken, B., Flügge, T., Hanisch, M., Xi, T., 2023, Intra-Oral Scan Segmentation Using Deep Learning, BMC Oral Health, 23 643, <https://doi.org/10.1186/s12903-023-03362-8>.
- [5] Bayrakdar, S. K., Orhan, K., Bayarakdar, I. S., Bilgir, E., Ezhov, M., Gusarev, M., Shumilov, E., 2021, A Deep Learning Approach for Dental Implant Planning in Cone-Beam Computed Tomography Images, BMC Med. Imaging, 21 86, <https://doi.org/10.1186/s12880-021-00618-z>.
- [6] Gomez-Meda, R., Esquivel, J., 2023, Perio-Prosthodontic Pontic Site Management, Part I: Pontic Designs and Their Current Applications, J. Esthet. Restor. Dent., 35:4 609-620, <https://doi.org/10.1111/jerd.13023>.
- [7] Mehrtash, A., Wells, W. M., Tempany, C. M., Abolmaesumi, P., Kapur, T., 2020, Confidence Calibration and Predictive Uncertainty Estimation for Deep Medical Image Segmentation, IEEE Trans. Med. Imaging, 39:12 3868-3878, <https://doi.org/10.1109/TMI.2020.3006437>.

	Se-Hoon Park Director of Seoul Hoon Dental Hospital since 2001. He founded ParkLab AI Co., Ltd. in 2026 and currently serves as its CEO. His research interests include AI healthcare and bio, multimodal AI, and MLOps. E-mail: goldcrown@parklabai.com
	Ho-Sung Choi Chief Strategy Officer (CSO) and Chief Technology Officer (CTO) at ParkLab AI Co., Ltd. His research interests include AI agents, multimodal AI, and MLOps. E-mail: cso@parklabai.com
	Woo-Young Lee Professor Emeritus in the School of Mechanical Engineering at the Korea University of Technology and Education (KOREATECH) and a Director of the Korean Society of Medical & Clinical AI Robotics (KSMCAIR). His primary research interests include AI CAD and explainable AI (XAI). E-mail: wyleeokk@gmail.com