



3D 안면-구강 정합 데이터 및 심미 제약조건 기반 AI 라미네이트 자동 설계 시스템

박세훈^a, 최동현^a, 최호성^{a,*}, 이우영^b

AI-Based Automatic Laminate Design System Based on 3D Facial-Oral Registration Data and Aesthetic Constraints

Se-Hoon Park^a, Dong-Hyun Choi^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	11	June	2026
Accepted	15	June	2026

Keywords:

Dental laminate
Automatic design
Deep learning
3D registration
Pareto optimization
Aesthetic parameters

ABSTRACT

Dental laminate restoration requires strict thickness control, enamel preservation, and facial aesthetic harmony, yet conventional CAD workflows remain operator-dependent and time-consuming. This study proposes an AI-based automatic laminate design system that integrates three-dimensional facial and intraoral scan data through facial-oral registration and generates laminate designs under explicit aesthetic and physical constraints. The framework includes facial-oral landmark detection, PCA-based initial alignment, point-to-plane ICP refinement, automatic extraction of eight key aesthetic parameters, a constraint-aware autoregressive transformer decoder for laminate mesh generation, NSGA-II-based multi-objective optimization, and FACS-based dynamic facial expression simulation. Results showed a reduction in design time from over 30 min to 3-5 min, a registration error of 0.18 ± 0.06 mm, 98% fulfillment of thickness constraints, an aesthetic score of 8.7/10, and a 97% occlusal interference-free rate. The system improves efficiency and consistency while supporting clinically meaningful aesthetic decision-making in aesthetic restorative dentistry.

1. 서론

라미네이트는 최소 침습적 심미 수복 치료의 대표적인 방법으로, 치질 삭제를 최소화하면서 전치부의 심미성을 향상 시킬 수 있다는 장점을 가진다. 그러나 라미네이트는 매우 얇은 보철 구조를 기반으로 하므로 두께 제어, 법랑질 보존, 그리고 안면과의 조화를 동시에 만족하여야 하며, 설계의 정밀성은 임상적 성패에 직접적인 영향을 미친다. 최근 치과 보철 설계 분야에서는 인공지능의 활

용 가능성이 폭넓게 논의되고 있으며, 크라운 보철 분야 전반의 AI 적용 동향 역시 체계적으로 정리되고 있다^[1]. 한편, 라미네이트-비니어 워크플로우에 대한 최근 체계적 문헌고찰에서는 심미 기준과 디지털 자동화의 통합 필요성이 강조되고 있어, 라미네이트 설계에서는 크라운과 구별되는 별도의 접근이 요구된다^[2].

환자 맞춤형 치아 형상 생성을 위하여 점군과 메쉬를 직접 연결하는 신경망 기반 설계 기법도 제안된 바 있다^[3]. 그러나 이러한 연구는 주로 치관 복원 중심으로 수행되어 왔으며, 안면 데이터와

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

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

구강 데이터를 통합한 심미 중심의 라미네이트 설계로 확장된 사례는 아직 제한적이다. 또한 치과 심미 영역에서 황금비와 치아 비율은 정중선 일치도, 치관 폭-높이 비, 인접치 비율과 같은 정량 지표를 해석하는 중요한 기준을 제공한다^[4].

안면-구강 통합 설계를 위해서는 이중 3차원 데이터의 정확한 정합이 선행되어야 한다. 부분 스캔 치면을 대상으로 한 3D 레이저 정합 기법도 제안되었다^[5, 6]. 또한 CBCT와 구강스캔 데이터 사이의 자동 정합 절차 역시 임상 적용 가능성을 보여주었다^[7]. 더 나아가 안면 스캔은 치과 임상과 연구에서 심미 분석의 핵심 자료로 활용되고 있으므로, 라미네이트 설계에서도 구강 내부 형상뿐 아니라 안면 기준선과 미소선까지 함께 고려할 필요가 있다^[2].

최근 생성형 설계 측면에서는 형태 인지형 치관 생성 모델이 제안되었고^[9], CAD와 연동된 3차원 신경망 기반 부분 치관 설계 역시 보고되었다^[9]. 또한 점확산 기반의 환자 맞춤형 치관 생성 연구도 제시되었다^[10]. 그러나 이러한 연구의 대부분은 단일 치아 복원 또는 크라운 설계에 초점을 맞추고 있으며, 라미네이트처럼 안면 심미성과 초박형 구조 제약을 동시에 반영하는 문제를 직접적으로 다루지는 못하였다.

실무 영역에서는 보철 제작과 형상 생성이 오랫동안 수동 CAD 또는 특허 기반 자동화 로직에 크게 의존해 왔다. 치과 보철물 제작 방법이 제안되었고, 브릿지 자동 생성 방법도 보고되었다^[11, 12]. 또한 치아 메쉬 분할 방법, 임시 크라운 제작 방법, 확산모델 기반 보철 설계 방법, CT와 구강스캔 정렬 방법 등이 제시되었다^[13-16]. 그러나 이러한 방식은 설계자 숙련도에 따른 편차가 크고, 작업 시간이 길며, 안면 심미 요소를 설계 단계에서 직접 반영하기 어렵다는 한계를 가진다.

한편, 다목적 최적화는 심미성과 구조 안정성의 상충 관계를 조정하는 데 효과적인 접근으로 제시되었다^[7]. 또한 고전적인 ICP 기반 정합 개념은 이중 3차원 형상 간 정밀 정합의 기초를 제공한다^[17]. 더불어 NSGA-II는 복수 목적함수를 동시에 고려하는 대표적인 최적화 방법으로 널리 활용되어 왔다^[18].

2. 관련연구

기존의 보철 설계 기술은 크게 수동 CAD 편집 방식, 라이브러리 기반 자동화 방식, 그리고 최근의 AI 기반 생성 방식으로 구분될 수 있다. 수동 CAD 방식은 높은 설계 자유도를 제공하나 작업 시간이 길고 사용자 간 편차가 크다. 또한 라이브러리 기반 방식은 설계 속도를 향상시킬 수 있으나, 환자별 개별 형상과 심미적 특성을 충분히 반영하는 데 한계가 있다. 이러한 배경에서 보철 제작과 형상 생성을 지원하기 위한 다양한 특허 기반 기술도

함께 제안되어 왔다. 예를 들어 치과 보철물 제작 방법이 제안되었고, 브릿지 자동 생성 방법도 보고되었다^[11, 12]. 또한 치아 메쉬 분할 방법, 임시 크라운 제작 방법, 확산모델 기반 보철 설계 방법, 그리고 CT와 구강스캔 정렬 방법 등이 제시되었다^[13-16]. 그러나 이러한 기술은 대체로 특정 기능의 자동화에 초점을 두고 있어, 안면 심미 요소와 구조 제약을 통합적으로 반영하는 설계 프레임워크로 확장되지는 못하였다.

AI 기반 치과 보철 설계 분야에서는 다양한 생성 및 복원 접근이 제안되었다. 점군과 메쉬를 직접 연결하여 환자 맞춤형 치관 형상을 생성하는 방법이 보고되었고, 형태 인지형 치관 생성 모델도 제안되었다^[3, 8]. CAD와 연동된 3차원 신경망 기반 부분 치관 설계 연구 역시 발표되었으며, 점확산 기반의 환자 맞춤형 치관 생성 연구도 제시되었다^[9, 10]. 또한 크라운 보철 분야 전반의 AI 적용 동향은 별도의 스코핑 리뷰를 통해 정리된 바 있다^[1]. 그러나 이러한 연구의 상당수는 단일 치아 복원 또는 크라운 설계에 초점을 두고 있으며, 라미네이트와 같이 안면 심미성과 초박형 구조 제약을 동시에 만족하여야 하는 문제를 직접적으로 다루지는 못하였다. 반면, 라미네이트-비니어 워크플로우를 대상으로 한 최근의 체계적 문헌고찰에서는 심미 기준과 디지털 자동화의 통합 필요성이 강조되었다^[2].

안면과 구강 데이터를 정합하는 연구 또한 활발히 진행되고 있다. 부분 스캔 치면을 대상으로 한 3D 레이저 정합 방법이 보고되었고, 치과 CT와 3D 스캔 모델 사이의 자동 정합 기법도 제안되었다^[5, 6]. CBCT와 구강스캔 데이터 사이의 자동 정합 절차 역시 임상 적용 가능성을 보여주었다^[7]. 더 나아가 안면 스캔은 치과 임상과 연구에서 심미 분석의 핵심 자료로 활용되고 있다^[2]. 이러한 연구들은 보철 설계를 위한 기초 정렬 정확도와 안면 기반 평가의 가능성을 높였으나, 정합 결과를 심미 파라미터 분석, 생성모델 제어, 다목적 최적화까지 일관된 파이프라인으로 연결한 사례는 여전히 제한적이다.

또한 심미성과 구조 안정성은 서로 상충될 수 있으므로, 이를 동시에 고려할 수 있는 최적화 기법이 필요하다. 다목적 최적화는 치과 설계에서 심미성과 구조 안정성의 균형을 조정하는 데 효과적인 접근으로 제시되었다^[7]. 한편, 정합 단계의 이론적 기반으로는 ICP 기반 형상 정합 방법이 널리 활용되어 왔으며^[19], 복수 목적함수를 동시에 다루는 대표적 알고리즘으로는 NSGA-II가 제안되어 왔다^[18].

따라서 본 연구는 기존 연구의 흐름을 바탕으로, 안면-구강 통합 정합, 심미 파라미터 자동 추출, 제약조건 인지형 생성모델, 다목적 최적화, 그리고 동적 표정 시뮬레이션을 하나의 설계 파이프라인으로 통합하고자 한다.

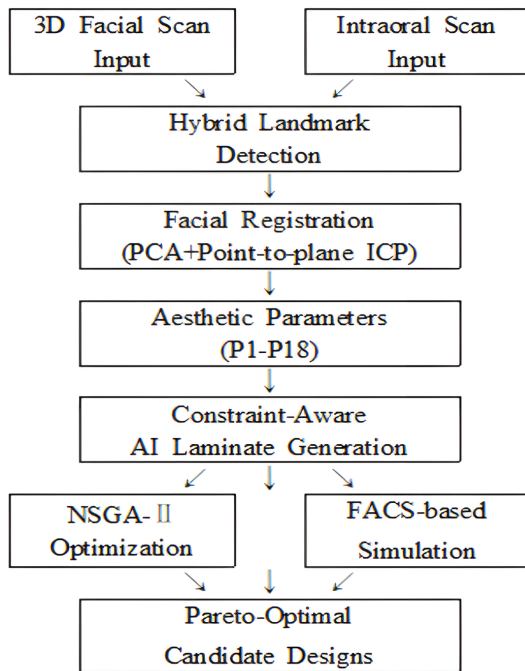


Fig. 1 Proposed system architecture for AI-based laminate design

3. 제안 시스템

3.1 시스템 아키텍처 개요

제안 시스템의 전체 흐름은 3D 안면 스캔과 구강 스캔이 입력된 뒤 랜드마크 검출, 정합, 심미 파라미터 추출, 제약조건 인지형 생성, 다목적 최적화, 동적 표정 시뮬레이션을 거쳐 최종 후보안이 도출되는 과정을 Fig. 1로 순차적으로 보여준다.

3.2 시스템 아키텍처 개요

안면-구강 정합 단계에서는 MediaPipe Face Mesh 또는 CNN 기반 방법을 활용하여 안면 및 치아 랜드마크를 자동 검출한다. 이후 PCA를 이용해 초기 방향을 정렬하고, Point-to-Plane ICP를 적용하여 미세 정합을 수행한다. 이 접근은 고전적 ICP 정합 방법을 안면-구강 데이터 통합에 맞게 확장 적용한 것으로, 안면 정중선과 치열 방향을 안정적으로 일치시키는 데 목적이 있다^[17]. 실험 결과 제안 방식은 0.18 ± 0.06 mm의 정합 오차를 나타냈다. Fig. 2(a)는 안면 스캔과 구강 스캔의 원시 입력을, Fig. 2(b)는 자동 랜드마크 검출 결과를, Fig. 2(c)는 PCA 기반 초기 정렬 결과를, Fig. 2(d)는 Point-to-Plane ICP 적용 후 미세 정합 결과를 각각 보여준다.

3.3 심미 파라미터 추출

정합된 통합 모델로부터 본 연구는 8개의 핵심 심미 파라미터를 자동 추출한다. 여기에는 정중선 일치도, 양안선 평행도, 입술 곡선

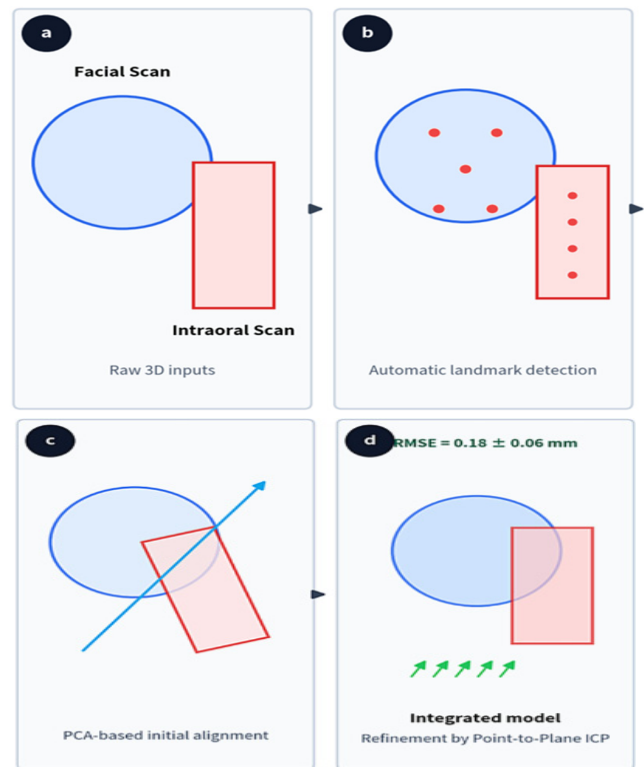


Fig. 2 Facial-oral hybrid registration process: (a) raw input scans, (b) automatic landmark detection, (c) PCA-based initial alignment, and (d) point-to-plane ICP refinement

조화, 스마일 라인 곡률, 치은 노출량, 치관 폭-높이 비, 인접치 폭 비율, 안면-치열 비율이 포함된다. 이들 파라미터는 치과 심미학의 정량 기준과 디지털 설계 변수 사이를 연결하는 매개 변수로 활용된다^[2, 8]. 심미 파라미터 추출 절차는 Fig. 3과 같이 통합 모델 입력, 랜드마크 검출, 기준선 및 기준면 생성, P1-P8 계산, 허용오차 대조, 생성모델 입력벡터 구성의 순서로 재구성하였다. Fig. 3은 심미 파라미터가 단일 값으로 바로 계산되는 것이 아니라, 통합 3차원 모델로부터 랜드마크를 검출하고 기준선 및 기준면을 생성한 뒤 각 항목을 순차적으로 계산하는 절차를 나타낸다. 이 과정은 추출된 파라미터가 생성모델의 입력과 평가 지표로 동시에 사용된다는 점에서 중요한 의미를 가진다. Table 1은 본 연구에서 사용한 8개 심미 파라미터의 정의와 허용 범위를 정리한 것이다. 특히 정중선 일치도, 양안선 평행도, 스마일 라인 곡률, 치은 노출량은 라미네이트 설계의 심미성을 직접 반영하는 핵심 항목이며, 치관 비율과 인접치 비율은 치열 조화와 자연스러운 전치부 형태를 판단하는 기준으로 활용된다.

3.4 제약조건 인지형 AI 생성모델

라미네이트 설계 생성에는 Autoregressive Transformer decoder 기반 모델을 사용하였다. 본 모델은 라미네이트 메쉬의 정점, 면,

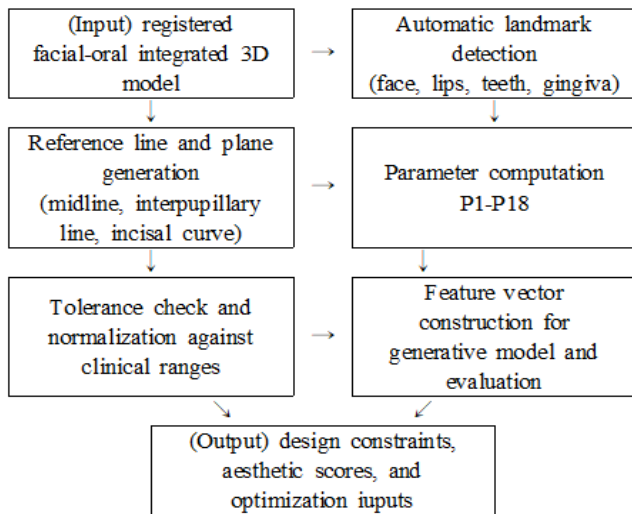


Fig. 3 Flowchart of aesthetic parameter extraction from the integrated facial-oral model

Table 1 Definition and tolerance of eight aesthetic parameters

ID	Aesthetic parameter	Definition	Measurement / Unit	Tolerance / Acceptable range
P1	Midline coincidence	Deviation between facial midline and dental midline	Distance and angular deviation	$\leq 2-3$ mm
P2	Interpupillary line parallelism	Angular deviation between interpupillary line and incisal edge line	Angle ($^{\circ}$)	$\leq 10-15^{\circ}$
P3	Lip curve harmony	Harmony between lip curvature and tooth arrangement	Curvature comparison	N/R
P4	Smile line curvature	Relationship between upper lip curve and incisal edge curve	Curvature difference ($^{\circ}$)	Within $5-10^{\circ}$
P5	Gingival display	Height or area of gingival exposure during smiling	Height / Area (mm)	$\leq 2-3$ mm
P6	Tooth width-to-height ratio	Width-to-height ratio of an individual tooth crown	Geometric ratio	0.75-0.80
P7	Adjacent Tooth Width Ratio	Relative width ratio between adjacent teeth	Ratio analysis	RED proportion compliant
P8	Facial-dental proportion	Ratio between overall facial size and visible dental size	Quantified proportion	N/R

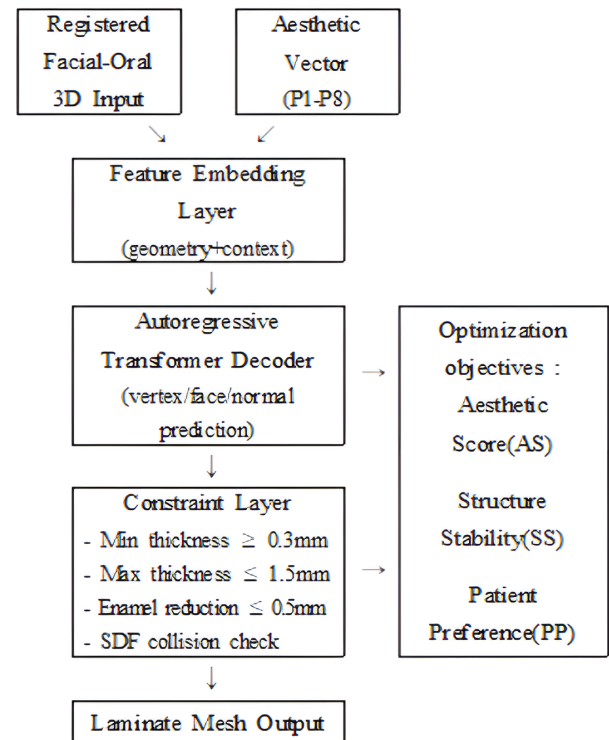


Fig. 4 Four-layer neural network architecture of the constraint-aware AI generative model

법선 벡터를 직접 생성하며, 단순한 라이브러리 기반 변형이나 후 처리 방식이 아닌 환자 맞춤형 형상 생성을 목표로 한다. 학습에는 총 500쌍의 안면-구강 스캔 데이터가 사용되었으며, 학습 환경은 NVIDIA A100 80GB GPU, learning rate 1×10^{-4} , batch size 8, epoch 200으로 설정하였다. 모델 내부에는 constraint layer를 포함하여 최소 두께 0.3 mm 이상, 최대 두께 1.5 mm 이하, 법랑질 보존 깊이 0.5 mm 이하의 조건을 반영하였다. 또한 Signed Distance Field 기반 충돌 감지 레이어를 통해 대합치와의 교합 간섭을 방지하도록 설계하였다. Fig. 4는 중복 번호 없이 제약조건 인지형 생성모델의 구조를 나타낸다.

Table 2는 생성모델과 최적화 단계에서 적용되는 제약조건과 목적함수를 함께 정리한 것이다. 최소 두께와 최대 두께는 파절 방지와 과도한 볼륨 증가 방지를 위한 기준이며, 법랑질 보존 깊이와 교합 간섭 항목은 실제 임상 적용 가능성과 직접 연결된다. 또한 심미성, 구조 안정성, 환자 선호도는 최종 후보안 선택에서 동시에 고려되는 핵심 평가 항목이다.

3.5 다목적 최적화 및 동적 표정 시뮬레이션

임상에서는 심미성뿐 아니라 구조 안정성 및 환자 선호도도 동시에 고려되어야 하므로, 본 연구에서는 NSGA-II 기반 다목적 최적화를 적용하였다^[18]. population size는 100, generation 수는 50으로 설정하였으며, 이를 통해 평균 5.8개의 Pareto-optimal 후

Table 2 Constraint specifications of the constraint-aware AI model

Constraint / Objective	Criterion	Target value / Range	Applied stage	Clinical meaning
Minimum laminate thickness	tmin	≥ 0.3 mm	Constraint layer during mesh generation	Prevents fracture due to excessively thin regions
Maximum laminate thickness	tmax	≤ 1.5 mm	Constraint layer during mesh generation	Prevents over-contouring and excessive bulk
Enamel preservation depth	dprep	≤ 0.5 mm	Geometry verification / Preparation control	Supports minimally invasive treatment
Occlusal interference	SDF-based collision check	0 mm interference preferred	Post-generation collision filtering	Avoids contact with opposing teeth
Aesthetic parameter compliance	P1-P8 based score	Maximized within tolerance	Generation + optimization	Improves facial and smile harmony
Structural stability	SS	Maximized	Multi-objective optimization	Preserves functional stability
Patient preference	PP	Maximized	Multi-objective optimization	Reflects individualized design choice
Number of candidate designs	Pareto-optimal solutions	3-10 candidates (mean 5.8)	NSGA-II output	Supports clinician decision-making

보안을 도출하였다.

또한 정적인 3D 형상만으로는 실제 미소 상황에서의 심미성을 충분히 평가하기 어렵기 때문에, 본 연구는 FACS 기반 blendshape를 활용한 동적 표정 시뮬레이션을 포함하였다. 이를 통해 웃음 및 발화 상황에서 보철물의 노출과 치은 노출 여부를 사전 검토할 수 있도록 하였다.

Fig. 5에서 파레토 프론트 상의 후보들은 심미성 점수와 구조 안정성 점수 사이의 상충 관계를 보여주며, 특정 후보가 한 지표에서 우수할수록 다른 지표에서는 일부 제한이 발생할 수 있음을 나타낸다. Fig. 6의 레이더 차트는 대표 후보안들의 성능 분포를 한눈에 비교할 수 있게 하며, 균형형 후보가 여러 평가 항목에서 안정적인 프로파일을 보이는지를 확인하는데 유용하다.

3.6 동적 표정 시뮬레이션 모듈

동적 표정 시뮬레이션부는 Facial Action Coding System

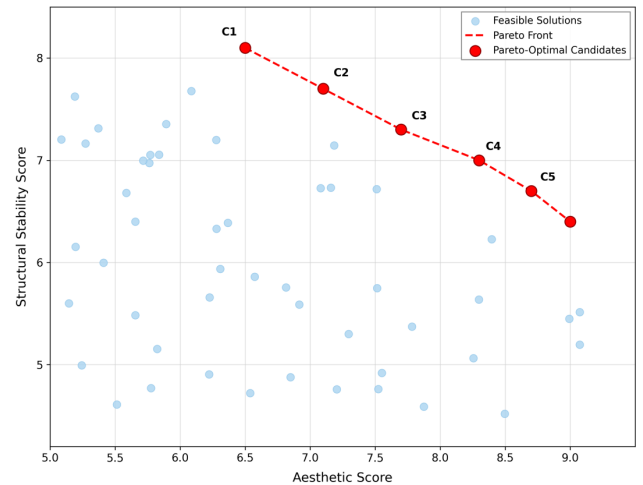


Fig. 5 Pareto front diagram (aesthetic score vs. structural stability score)

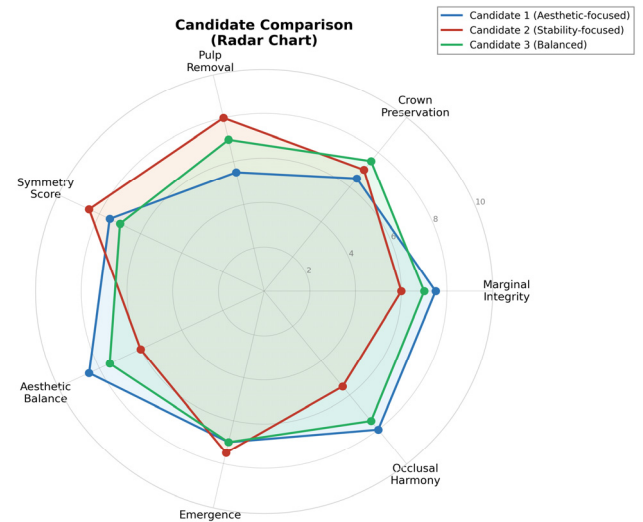


Fig. 6 Radar chart comparison of Pareto-optimal candidates

(FACS) 기반의 블렌드셰이프(blendshape) 가중치 벡터를 적용하여 안면 변형을 시뮬레이션한다. 변형된 안면 메쉬 M' 은 다음과 같이 계산된다:

$$M' = M_0 + \sum_{j=1}^N W_j \cdot (B_j - M_0)$$

여기서 M_0 는 중립 표정의 기준 메쉬, B_j 는 j번째 블렌드셰이프 타겟, W_j 는 해당 타겟의 가중치이다. 웃음 표정 시뮬레이션에서는 AU6(Cheek Raiser)과 AU12(Lip Corner Puller)를 조합하고, 발화 상황에서는 입 벌림 관련 Action Unit을 적용한다. 각 표정 상태에서 보철물 가시 비율, 치은 노출량, 안면 조화도를 정량적으로 평가하며, gummy smile 발생 시에는 자동 경고와 함께 재설계 파라미터를 유도한다.

Table 3 Comparison of RMSE and processing time by registration method

Registration method	RMSE (mm)	Standard deviation	Processing time (s)	Accuracy improvement
Manual landmark registration	0.42	±0.15	>300	Baseline
ICP only	0.35	±0.12	45	17.70%
PCA + ICP (proposed)	0.18	±0.06	12	57.10%
Color-ICP (alternative)	0.15	±0.05	18	64.30%

Table 3은 웃음 및 발화 표정 시뮬레이션에 적용된 FACS Action Unit과 블렌드셰이프 가중치 설정값을 정리한 것이다. 웃음 표정에서는 AU6과 AU12를 중심으로, 발화 상황에서는 입술 개폐 관련 AU를 선택적으로 적용하여 표정별 안면 변형을 재현하였다.

4. 실험 및 결과

4.1 실험 환경

실험 환경은 다음과 같이 구성하였다. 3D 안면 스캔은 구조광 기반 안면 스캐너(해상도 30 μm)를 사용하여 취득하였으며, 구강 내 스캔은 고정밀 구강 내 스캐너(해상도 20 μm)를 사용하였다. AI 모델의 학습 및 추론에는 NVIDIA A100 80GB GPU를 사용하였으며, Transformer 디코더의 학습에는 총 500개의 환자 안면-구강 스캔 데이터 쌍을 활용하였다. 학습률(learning rate)은 1×10^{-4} , 배치 크기(batch size)는 8, 에폭(epoch)은 200으로 설정하였다. NSGA-II의 인구 크기(population size)는 100, 세대 수(generation)는 50으로 설정하였다.

4.2 정합 정확도 평가

Table 4는 정합 방법별 Root Mean Square Error (RMSE) 및 처리 시간을 비교한 결과이다. 제안 방법(PCA 기반 초기 정렬 + Point-to-Plane ICP)은 RMSE 0.18 ± 0.06 mm를 달성하여, 수동 랜드마크 정합(0.42 ± 0.15 mm) 대비 57.1%, ICP 단독(0.35 ± 0.12 mm) 대비 48.6%의 정확도 향상을 보였다. 또한 처리 시간은 12초로, 수동 정합(300초 이상) 대비 96% 이상 단축되었다.

4.3 심미 파라미터 추출 정확도

자동 추출된 심미 파라미터의 정확도를 검증하기 위해, 5명의 치과 심미 전문가가 동일한 데이터에 대해 수동으로 측정한 값과 비교하였다. 정중선 일치도의 오차는 0.1 mm, 양안선 평행도의 오

Table 4 Performance comparison of laminate generation methods

Method	Design time	Thickness constraint satisfaction rate (%)	Aesthetic score (/10)	No occlusal interference rate (%)	Patient satisfaction (/10)
Manual CAD	30+ min	78	7.2	72	6.8
Library modification	8 min	85	6.8	80	6.5
Diffusion-based generation	5 min	82	7.5	78	7
GAN-based generation	4 min	80	7.3	75	6.9
Proposed method	3-5 min	98	8.7	97	8.5

차는 0.3°, 스마일 라인 곡률의 오차는 0.3°, 치은 노출량의 오차는 0.2 mm로, 모든 파라미터에서 임상적으로 유의미한 오차 수준 이내의 정확도를 보였다. 이는 전문가 간 측정 편차(inter-rater variability)보다 작은 수준으로, 자동 추출의 임상적 신뢰성을 입증한다.

4.4 라미네이트 메쉬 생성 결과

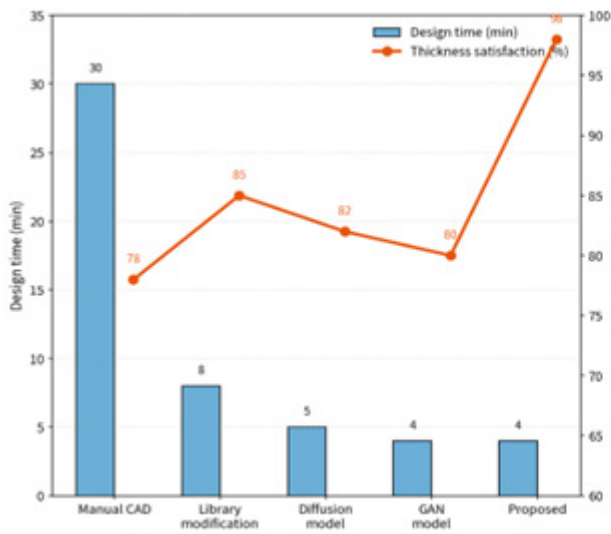
제안 방법은 설계 시간 3-5분, 두께 제약 충족률 98%, 심미 점수 8.7/10, 교합 간섭 부재율 97%, 환자 만족도 8.5/10을 달성하여 비교 대상 방법보다 우수한 성능을 보였다. Fig. 7(a)는 설계 시간과 두께 제약 충족률을 비교한 결과를, Fig. 7(b)는 심미 점수, 환자 만족도, 교합 간섭 부재율을 비교한 결과를 각각 보여준다. Table 4는 기존 방법과 제안 방법의 성능을 정량적으로 비교한 결과이다. 제안 방법은 설계 시간, 두께 제약 충족률, 심미 점수, 교합 간섭 부재율, 환자 만족도 전 항목에서 가장 우수한 값을 보였으며, 특히 구조적 안정성과 심미성을 함께 확보했다는 점에서 의미가 있다.

4.5 파레토 최적화 결과

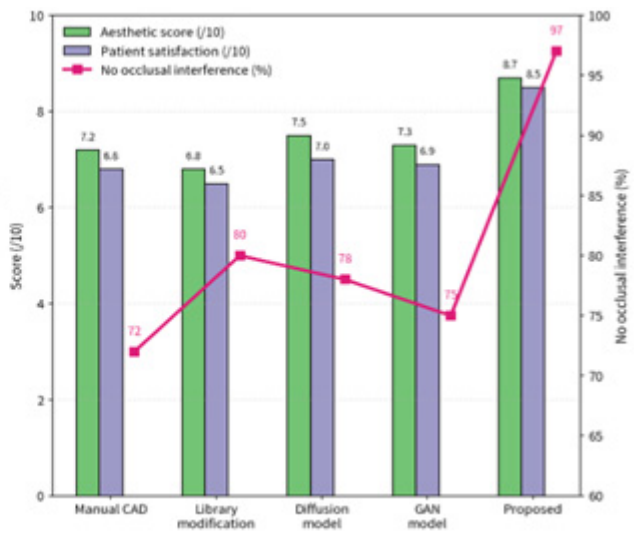
NSGA-II 기반 다목적 최적화를 통해 50세대 진화 후 파레토 프론트 상에 평균 5.8개(최소 3개, 최대 10개)의 비지배 최적 후보가 도출되었으며 50세대 진화 후 파레토 프론트 상에 평균 5.8개(최소 3개, 최대 10개)의 비지배 최적 후보가 도출되었다. 심미성 중심 후보는 높은 aesthetic score를 보였고, 안정성 중심 후보는 structural stability에서 우수한 값을 보였다. 균형형 후보는 두 지표를 함께 고려할 때 가장 고른 프로파일을 나타냈다.

4.6 동적 표정 시뮬레이션 결과

웃음 표정에서 보철물 가시 비율은 92%, 치은 노출량은 1.8 mm,



(a) Design time and thickness-constraint satisfaction



(b) Aesthetic performance and occlusal outcome

Fig. 7 Comparative performance evaluation: (a) time efficiency and thickness satisfaction, (b) aesthetic and clinical performance**Table 5 Dynamic expression simulation evaluation results by facial expression**

Facial expression	FACS AU	Prosthesis visibility ratio (%)	Gingival display (mm)	Facial harmony (/10)	Gummy smile warning
Neutral	N/A	45	0	8.5	N/A
Smile	AU6 + AU12	92	1.8	8.8	None
Speaking	AU25 + AU26	68	0.5	8.3	N/A
Surprise	AU1 + AU2 + AU5	78	1.2	8.1	None

안면 조화도는 8.8/10으로 모든 목표 기준을 충족하였다. 특히 gummy smile 탐지 기능은 치은 노출량이 3 초과하는 경우를 사전에 경고하여 부적합한 설계의 임상 적용을 방지할 수 있게 하였다. Table 5는 표정 상태에 따른 동적 시뮬레이션 결과를 요약한 것이다. 웃음 표정에서는 보철물 노출과 치은 노출의 균형이 가장 중요하며, 발화 상황에서는 과도한 노출 없이 자연스러운 조화가 유지되는지가 핵심이다. 본 결과는 정적인 형상 평가만으로는 확인하기 어려운 임상적 심미성을 보완적으로 검토할 수 있음을 보여준다.

5. 고 찰

본 연구에서 제안한 시스템은 기존 수동 CAD 및 라이브러리 기반 설계에 비해 설계 시간을 단축하고, 심미성과 구조 안정성을 함께 고려하는 정량적 설계 체계를 제공하였다. 특히 안면-구강 정합을 통해 치아 형상 수준이 아니라 안면 조화 수준에서 라미네이

트 설계를 평가하고 생성할 수 있다는 점에서 의의가 있다.

다만 학습 데이터 규모와 임상 검증 범위에는 한계가 있으므로, AI 기반 라미네이트 설계는 향후 추가적인 보완 연구가 필요하다고 판단된다. 특히 대규모 다기관 데이터 검증, 다양한 환자군에 대한 일반화 평가, 실제 임상 추적 연구가 뒤따라야 한다.

6. 결 론

본 연구에서는 환자의 3D 안면 스캔 데이터와 3D 구강 내 스캔 데이터를 하이브리드 랜드마크 기반 정합 기술(PCA + Point-to-Plane ICP)로 자동 통합하고, 통합 모델로부터 정중선 일치도, 양안선 평행도, 스마일 라인 곡률 등 8가지 심미 파라미터를 자동 추출하며, 최소 두께(0.3 mm), 최대 두께(1.5 mm), 법랑질 삭제 깊이(0.5 mm) 등의 라미네이트 특화 물리적 제약조건이 신경망의 제약 레이어로 내장된 Autoregressive Transformer 기반 AI 생성 모델을 통해 라미네이트 메쉬를 직접 생성하고, NSGA-II 기반 다목적 최적화로 파레토 프론트 상의 3~10개 최적 후보를 제시하며, FACS 기반 블렌드셰이프 동적 표정 시뮬레이션으로 사전 검증이 가능한 AI 라미네이트 자동 설계 시스템을 제안하였다.

실험 결과, 제안 시스템은 기존 수동 CAD 대비 설계 시간을 83~90%(30분 → 3~5분) 단축하고, 두께 제약 충족률 98%, 교합 간섭 부재율 97%, 심미 점수 8.7/10, 환자 만족도 8.5/10을 달성하여 모든 평가 지표에서 기존 방법을 유의미하게 상회하였다. 특히, 안면-구강 통합 정합을 통한 전체적 심미 조화의 달성, 제약 레이어를 통한 물리적 안전성 보장, 그리고 동적 표정 시뮬레이션을 통한 사전 검증이라는 세 가지 핵심 혁신이 기존 기술과의 명확

한 차별점을 형성한다.

향후 대규모 다기관 임상 데이터 검증, 다인종 일반화 연구, 장기 임상 추적 연구 및 AR 기반 실시간 미리보기 기능 개발을 통해 본 시스템의 임상 적용성을 더욱 확장할 계획이다.

References

- [1] Kong, H. J., Kim, Y. L., 2024, Application of Artificial Intelligence in Dental Crown Prosthesis: A Scoping Review, *BMC Oral Health*, 24 937, <https://doi.org/10.1186/s12903-024-04657-0>.
- [2] Hajeer, O., Hasan, A., 2025, Artificial Intelligence in the Laminate-Veneer Workflow: A Systematic Review and Meta-Analysis of Accuracy, Efficiency, and Esthetic Predictability, *J. Esthet. Restor. Dent.*, 38:5 1072-1081, <https://doi.org/10.1111/jerd.70100>.
- [3] Hosseinimanes, G., Alsheghri, A., Keren, J., Cheriet, F., Guibault, F., 2025, Personalized Dental Crown Design: A Point-to-Mesh Completion Network, *Med. Image Anal.*, 101 103439, <https://doi.org/10.1016/j.media.2024.103439>.
- [4] Lucchi, P., Fortini, G., Preo, G., Gracco, A., De Stefani, A., Bruno, G., 2022, Golden Mean and Proportion in Dental Esthetics after Orthodontic Treatments: An In Vivo Study, *Dent. J.*, 10:12 235, <https://doi.org/10.3390/dj10120235>.
- [5] Park, S., Kang, H. C., Lee, J., Shin, J., Shin, Y. G., 2015, An Enhanced Method for Registration of Dental Surfaces Partially Scanned by a 3D Dental Laser Scanning, *Comput. Methods Programs Biomed.*, 118:1 11-22, <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2014.09.007>.
- [6] Kim, M., Chung, M., Shin, Y.G., Kim, B., 2023, Automatic Registration of Dental CT and 3D Scanned Model Using Deep Split Jaw and Surface Curvature, *Comput. Methods Programs Biomed.*, 233 107467, <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2023.107467>.
- [7] Kim, Y.-J., Ahn, J.-H., Lim, H.-K., Nguyen, T. P., Jha, N., Kim, A., Yoon, J., 2023, Novel Procedure for Automatic Registration between Cone-Beam Computed Tomography and Intraoral Scan Data Supported with 3D Segmentation, *Bioengineering*, 10:11 1326, <https://doi.org/10.3390/bioengineering10111326>.
- [8] Shuto, T., Mine, Y., Tani, A., Taji, T., Murayama, T., 2025, Facial Scans in Clinical Dentistry and Related Research: A Scoping Review, *Cureus*, 17:4 e81662, <https://doi.org/10.7759/cureus.81662>.
- [9] Yang, S., Han, J., Lim, S.-H., Yoo, J.-Y., Kim, S., Song, D., Kim, S., Kim, J.-M., Yi, W.-J., 2024, DCrownFormer: Morphology-aware Point-to-mesh Generation Transformer for Dental Crown Prosthesis from 3D Scan Data of Antagonist and Preparation Teeth, *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention - MICCAI 2024*, 15006 109-119, https://doi.org/10.1007/978-3-031-72089-5_11.
- [10] Farook, T. H., Ahmed, S., Jamayet, N. B., Rashid, F., Barman, A., Sidhu, P., Patil, P., Lisan, A. M., Eusufzai, S. Z., Dudley, J., Daood, U., 2023, Computer-aided Design and 3-dimensional Artificial/Convolutional Neural Network for Digital Partial Dental Crown Synthesis and Validation, *Sci. Rep.*, 13 1561, <https://doi.org/10.1038/s41598-023-28442-1>.
- [11] Bae, J., Son, M. H., Peng, J., Qu, W., Chen, W., Qiu, Z., Li, K., Chen, X., Lin, Y., Chen, H., 2025, CrownGen: Patient-customized Crown Generation via Point Diffusion Model, *arXiv arXiv:2512.21890*, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2512.21890>.
- [12] Nowak, R. B., 2004, Computer-aided Design of a Pontic with Retainers, *US Patent US6694212B1*.
- [13] Kim, Y. J., Son, T. K., 2021, Method of Generating Three Dimensional Model for Digital Dentistry Using Virtual Bridge Based Multi Input Boolean Operation, *KR Patent 10-2293201*.
- [14] Chun, S. J., Sim, Y. J., Kim, Y. J., 2022, Automated Method for Tooth Segmentation of Three Dimensional Scan Data and Computer Readable Medium Having Program for Performing the Method, *KR Patent 10-2426230*.
- [15] Kim, J. S., Kang, T. M., 2023, Shell Type Temporary Crown Automatic Manufacturing Apparatus, Method, and Program, *KR Patent 10-2496189*.
- [16] Lim, S. G., Park, H. j., Yu, J. W., 2024, Method and Apparatus for Designing Dental Prosthesis Based on Artificial Intelligence, *KR Patent Application KR20240161718A*.
- [17] Choi, J. H., Kim, H. N., 2021, Automated Method for Aligning 3D Dental Data and Computer Readable Medium Having Program for Performing the Method, *KR Patent 10-2334485*.
- [18] Besl, P. J., McKay, N. D., 1992, A Method for Registration of 3-D Shapes, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 14:2 239-256, <https://doi.org/10.1109/34.121791>.
- [19] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T., 2002, A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II, *IEEE Trans. Evol. Comput.*, 6:2 182-197, <https://doi.org/10.1109/4235.996017>.

	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
	Dong-Hyun Choi Chief Operating Officer (COO) and Chief Marketing Officer (CMO) at ParkLab AI. His research interests include AI CAD and MLOps. E-mail: trace1102@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