

DesignMate: AI 기반 기초디자인 입시 코칭 플랫폼

Investor Relations (IR) Deck & Product Requirements Document (PRD)

Version 2.0 | 2026-01-18 | 최종 완성본

목차

메인 섹션

- Executive Summary: 핵심 요약
- Problem: 왜 지금인가
- Solution: DesignMate 가 해결하는 방법
- Market Opportunity: 시장 기회
- Product & Technology: 제품과 기술
- Business Model: 수익 모델
- Competitive Advantage: 경쟁 우위
- Financial Projections: 재무 예측
- Go-to-Market Strategy: 시장 진입 전략
- Team & Ask: 팀과 요청사항
- Roadmap: 개발 실행 계획

부록

- 부록 A. 디자인 평가 메타데이터 상세
- 부록 B. 데이터 스키마 (상세)
- 부록 C. AI 프롬프팅 전략
- 부록 D. API 명세
- 부록 E. NeoPrime vs DesignMate 비교
- 부록 F. 테스트 전략

- 부록 G. 케이스 스터디 템플릿
- 부록 H. Exit Strategy

참고 자료

13. References

1. Executive Summary: 핵심 요약

1.1 핵심 가치 제안

“AI 가 당신의 작품을 분석하고, 합격 가능한 대학을 알려드립니다”

기초디자인 입시 수험생을 위한 24/7 AI 코치

[DesignMate One-Liner]

“진학사 + Vision AI 작품 평가 + 입시 빅데이터를 결합한, 기초디자인 입시 수험생 전용 AI 코칭 플랫폼”

1.2 시장 기회

Target Market: 기초디자인 입시 준비 수험생 **70,000 명/년**

구분	규모	DesignMate 타겟
전체 기초디자인 응시자	70,000 명/년	-
학원 이용 학생	40,000 명/년	보조 도구
학원 미이용 학생	30,000 명/년	★ Primary Target
타겟 대학	40+개교	건대/동국대/경희대/홍대 등

Market Size: TAM 168 억원 (70,000 명 × 월 2 만원)

1.3 핵심 문제 정의

기초디자인 입시 수험생의 3 대 페인포인트:

문제	현황	영향
실력 진단 불가	“내 작품이 어느 수준인가?” 주관적 판단만 가능	성장 추적 어려움, 자신감 부족
대학 라인 추정 불가	“이 정도 실기면 어느 대학?” 근거 없음	지원 전략 수립 불가, 학원 감에만 의존
개선 방향 모호	피드백이 추상적 (“완성도를 높이세요”)	우선순위 불명, 짧은 시간(4-10 주) 비효율

1.4 솔루션 핵심

[DesignMate 3-Pillar 솔루션]

Pillar	기술	제공 가치
① Vision AI 작품 분석	Gemini 3 Pro Vision + 기초디자인 전용 프롬프트	밀도/형태력/완성도/정합성/사고력 정량화 (0-100 점)
② 입시 DB 매칭	NeoPrime Theory Engine + BigQuery 입시 데이터	대학별 합격 확률 + 라인 추정 (TOP/HIGH/MID/LOW)
③ AI 디자인 멘토	fixScope 기반 Gemini 2.5 Flash 챗봇	우선순위화된 피드백 + 구체적 액션 플랜

1.5 비즈니스 모델

B2C 구독형 (vs NeoPrime 의 B2B 희소성 기반)

플랜	가격	타겟	핵심 기능
Free	0 원	체험 사용자	월 2 회 분석
Basic	19,900 원/월	개인 준비생	월 10 회 분석 + AI 챗봇 무제한
Premium	49,900 원/월	집중 준비생	무제한 분석 + 1 대 1 상담

플랜	가격	타겟	핵심 기능
Academy	500 만원/년	기초디자인 학원	학원 강사용 대시보드 + API

1.6 재무 전망 (Base Case)

지표	Year 1	Year 2	Year 3
MAU	5,000 명	25,000 명	100,000 명
ARPU (월)	2.5 만원	3.0 만원	3.5 만원
ARR	10 억원	72 억원	180 억원
EBITDA	-1.3 억원	25 억원	171 억원
마진률	-13%	28%	41%

1.7 경쟁 우위

DesignMate 만의 Moat:

- Vision AI + 입시 DB 결합:** 단순 AI 평가가 아닌 “입시 통계 기반 라인 추정”
- dysapp 3-Layer 프레임 이식:** 이미 검증된 디자인 평가 프레임워크
- NeoPrime 입시 데이터 활용:** 226,695 행 입시 데이터 즉시 활용
- fixScope 우선순위화:** 구조 재설계 vs 디테일 튜닝 자동 판별
- 저비용 접근성:** 월 2-5 만원 (학원 월 50-150 만원 대비)

1.8 차별화 포인트

NeoPrime (B2B) vs DesignMate (B2C)

구분	NeoPrime	DesignMate
타겟	학원 원장/강사 (B2B)	학생 개인 (B2C)
대학 라인	최상위권 (기초소양: 서울대/이대)	중위권 (기초디자인: 건대/동국대/경희대)
가격	월 400-600 만원 (Elite)	월 2-5 만원 (구독)

구분	NeoPrime	DesignMate
전략	희소성 기반 (지역별 1-3 곳)	대중 확장 (70,000 명 시장)
데이터	학원별 비밀 인텔리전스	공통 입시 DB + 개인 작품 데이터
핵심 기능	원장 스타일 학습 + LLM 피드백	Vision AI 작품 분석 + fixScope 챗봇

시너지: 동일한 Theory Engine 과 입시 DB 활용 → **개발 효율 30% 향상**

1.9 Ask

Seed Round: 6.5 억원

용도: - 제품 개발 (2.6 억원): dysapp 이식 + 입시 DB 연동 + 모바일 앱 - 마케팅 (2 억원): 커뮤니티 + Google Ads + 인플루언서 - 팀 확충 (1.3 억원): 엔지니어 2 명, 디자이너 1 명 - 운영 (0.6 억원): AI API, 인프라

기대 효과: - 6 개월 후: MAU 1,000 명, MRR 2,500 만원 - 12 개월 후: MAU 5,000 명, ARR 10 억원 - 18 개월 후: Series A 준비 (\$2-3M)

2. Problem: 왜 지금인가

2.1 핵심 문제 정의

기초디자인 입시 수험생의 3 대 페인포인트:

문제	현황	영향
실력 진단 불가	“내 작품이 어느 수준인가?” 주관적 판단만 가능, 실기 선생님의 평가가 전부	성장 추적 어려움, 자신감 부족, 정량적 기준 부재
대학 라인 추정 불가	“이 정도 실기면 어느 대학?” 근거 기반 답변 없음, 입시학원 감각에만 의존	지원 전략 수립 불가, 선생님 편차 큼, 합격 데이터 조각남

문제	현황	영향
개선 방향 모호	피드백이 추상적 (“완성도를 높이세요”), 다음 과제 불명확	우선순위 결정 불가, 짧은 시간(4-10 주) 비효율, 방향감 상실

2.2 시장 현황

기초디자인 입시 시장 규모

구분	규모	비율	비고
전체 미술 수능 응시	120,000 명/년	100%	전국
기초디자인 준비생	70,000 명/년	58%	수능 미술 중 기초디자인
학원 이용	40,000 명/년	57%	월 50-150 만원
학원 미이용	30,000 명/년	43%	★ Primary Target

학생 인구 구성

학년	인원	비율	특징
현역	45,000 명	65%	4-10 주 집중 준비
1 수/2 수	15,000 명	20%	장기 준비, 완성도 높음
3 수+	10,000 명	15%	비용 민감, 멘토 절실

타겟 대학 분포

라인	대학	학생 수	경쟁률
TOP	홍익대(캠퍼스), 이화여대	~5,000 명	10:1
HIGH	건국대, 동국대, 경희대	~15,000 명	7:1
MID	국민대, 숙명여대, 성신여대	~20,000 명	5:1
LOW	추계예술대, 대구미대, 국립대	~30,000 명	3:1

2.3 학생 페르소나 (Primary Target)

페르소나 1: 학원 미이용 재수생 (김민준, 20 세)

기본 정보: - 현황: 재수 1 년차, 서울 거주 - 성적: 국어 2 등급, 영어 3 등급, 미술 1 등급 - 실기: 혼자 준비, 독학 6 주차 - 희망 대학: 건국대 디자인학과 (1 지망), 동국대 (2 지망)

페인포인트: - 💰 학원 비용 부담 (월 100 만원 → 재정적으로 불가능) - 🤖 실력 진단 불가 (“내가 어느 수준인지 모르겠어”) - 📱 온라인 커뮤니티 정보만 의존 (오르비, 디시) - ⏳ 준비 기간 짧음 (D-60 일), 효율적 성장 필요

DesignMate 사용 시나리오: 1. 작품 업로드 → “종합 75 점, 건대 70% 합격 가능” 2. AI 멘토: “형태력을 1 주 내 70→80 으로 올리는 연습법” 3. 성장 추적: “2 주 전 MID → 지금 HIGH 라인” 4. 월 19,900 원 (학원 대비 95% 저렴)

페르소나 2: 학원 보조 현역생 (이서연, 18 세)

기본 정보: - 현황: 고 3, 강남 학원 수강 (월 80 만원) - 성적: 국어 1 등급, 영어 2 등급, 미술 1 등급 - 실기: 학원 주 3 회, 개인 연습 주 4 회 - 희망 대학: 경희대 (1 지망), 홍익대 캠퍼스 (도전)

페인포인트: - 📊 학원 피드백 주 1 회 → 나머지 6 일은 혼자 판단 - 📲 개인 연습 시 방향성 체크 필요 - 📊 성장 데이터 추적 어려움 - 🎯 세부 액션 플랜 부족

DesignMate 사용 시나리오: 1. 학원 외 개인 연습 작품 업로드 2. AI 가 즉시 피드백 → 다음 학원 수업 전 개선 3. 성장 곡선으로 실력 향상 확인 4. 월 19,900 원 (학원 보조 도구)

페르소나 3: 지방 3 수생 (박지훈, 21 세)

기본 정보: - 현황: 3 수, 부산 거주 - 성적: 국어 3 등급, 영어 3 등급, 미술 2 등급 - 실기: 혼자 준비, 온라인 자료만 활용 - 희망 대학: 동국대 (현실), 대구미대 (안정)

페인포인트: - 📈 서울 학원 접근 불가 (지역 한계) - 💰 재정 압박 (3 수 비용 부담) - 🤔 멘토 부재 → 극심한 불안 - 🗺️ 입시 정보 비대칭 (서울 vs 지방)

DesignMate 사용 시나리오: 1. 24/7 AI 멘토 → 멘토 부재 해소 2. 입시 DB 기반 라인 추정 → 정보 비대칭 해소 3. 저비용 (월 49,900 원 Premium) → 학원 대비 95% 저렴 4. 성장 추적으로 자신감 확보

2.4 시장 공백

기존 대체재의 한계

대체재	강점	약점	DesignMate 우위
입시학원	강사 경험, 밀착 관리	비용 월 50- 150 만원, 지역 편차, 접근성 낮음	월 2-5 만원, 24/7 온라인
진학사	성적 분석 수십 년 데이터	실기 평가 없음, 디자인 요소 미반영	Vision AI 작품 분석 + 입시 DB 통합
오르비/디시	무료, 커뮤니티 활발	비체계적, 신뢰도 낮음, 피드백 불가	자동화 AI 평가, 정량화, 신뢰성
dysapp	디자인 평가 AI	입시 콘텍스트 부재, B2B 전용	입시 라인 추정, 수험생 특화, B2C

2.5 제로섬 시장의 특수성 (NeoPrime 과의 차이)

[기초디자인 입시 = 대중 시장]

구분	내용
대학 좌석	비교적 많음 (건대 200 명, 동국대 150 명 등)
경쟁 구조	“실력 향상이 곧 합격”으로 연결 (제로섬 덜함)

구분	내용
확장 가능성	모든 학생에게 제공 가능 (vs NeoPrime 희소성)
BM 함의	“모든 수험생이 쓸 수 있는 SaaS”로 확장 가능

NeoPrime vs DesignMate 전략 차이

구분	NeoPrime (B2B)	DesignMate (B2C)
시장 성격	제로섬 (학원끼리 경쟁)	대중 시장 (학생 개인 성장)
BM 전략	희소성 기반 (지역별 한정)	확장성 기반 (70,000 명 전체)
가격	월 400-600 만원	월 2-5 만원
목표	Elite 10 곳, Standard 30 곳	MAU 100,000 명 (Y3)

3. Solution: DesignMate 가 해결하는 방법

3.1 핵심 솔루션

“AI 가 당신의 작품을 분석하고, 합격 가능한 대학을 알려드립니다”

디자인 입시 수험생의 24/7 AI 코치

[DesignMate 핵심 솔루션 플로우]

단계	구성요소	설명	연결
① 입력	작품 업로드 + 성적 입력	학생이 작품 사진 + 모의고사 성적 입력	→
② Vision AI	Gemini 3 Pro Vision	밀도/형태력/완 성도/정합성/사 고력 정량화 (0- 100 점)	→
③ fixScope	우선순위 판별	StructureRebuild vs DetailTuning	→

단계	구성요소	설명	연결
④ 입시 DB	NeoPrime Theory Engine	자동 판별 성적 + 작품 메트릭 → 대학별 합격 확률 계산	↓
⑤-A	대학 라인 추정	TOP/HIGH/MID/L OW 라인별 추천 대학	
⑤-B	AI 멘토 피드백	fixScope 기반 구체적 액션 플랜 (3-5 개)	
⑤-C	성장 추적	주차별 점수 추이, 라인 변화 시각화	

3.2 3 단계 가치 제안

단계	해결 내용	구체적 가치
1 단계: 진단	“내 실력이 어느 수준인가?”	작품 업로드 → 8 초 내 5 개 지표 정량화 → “종합 75 점, A- 등급, 상위 35%”
2 단계: 전략	“어느 대학에 지원할까?”	성적 + 실기 점수 → “건대 70%, 동국대 65%, 경희대 60%” 합격 확률 제시
3 단계: 성장	“어떻게 개선할까?”	fixScope 기반 우선순위 → “형태력 1 주 집중 → 70→80 예상 → HIGH 라인 도달”

3.3 하이브리드 출력 예시

[DesignMate 출력 구조]

출력 유형	내용
[정량화]	밀도 80, 형태력 70, 완성도 60, 정합성 90, 사고력 80 → 종합 75 점
[라인 추정]	건국대 디자인 합격 가능성: 70% (HIGH 라인)
[우선순위]	fixScope: DetailTuning (구조는 좋으니 마감/완성도 집중)
[액션 플랜]	1. 마감 연습 (1 주, 매일 30 분) → 완성도 60→70 예상 2. 형태력 드릴 (1 주, 투시/비례) → 70→80 예상 3. 다음 작품: 구도 유지, 밀도 20% 증가
[디자인론 근거]	Bauhaus 균형 원칙: “왼쪽 배치 → 오른쪽 공허 → 전체 화면 활용 필요”
[입시 통계]	“형태력 70→80 달성 시 건대 합격률 70%→85% 상승 (2024년 합격자 패턴)”

3.4 사용자 여정 (User Journey)

Phase 1: 온보딩 (Day 1)

- 회원가입 (이메일, 닉네임)
- 기본 정보 입력
 - 현재 학년 (고 1/2/3, 재수 1 년+)
 - 모의고사/수능 성적 (미술대 수능 선택 여부)
 - 희망 대학군 (인서울/경기/국립 등)

- 실기 준비 기간 (몇 주)
3. 첫 작품 업로드 안내

Phase 2: 작품 분석 (5-10 분)

1. 작품 이미지 업로드 + 문제 텍스트/이미지 등록
 - 출제자/주제/조건
 - 준비 시간 (시험 현장 시간 vs 시간 제한 없음 구분)
2. AI 분석 실행 (약 8 초)
3. 결과 화면:
 - 밀도/형태력/완성도/정합성/사고력 각각 0-100 점수
 - 종합 점수 (가중 평균)
 - 강점/약점 요약
 - fixScope 판별 ("구조재설계" vs "디테일튜닝")
4. 대학 라인 카드:
 - "현재 실기 수준으로 예상 합격 가능 대학"
 - 상위: TOP 라인 (1-2 곳)
 - 적정: HIGH 라인 (3-5 곳)
 - 하위: MID/LOW 라인 (그 외)
5. 다음 액션 5-7 개 제시

Phase 3: AI 멘토 챗봇 (지속적)

1. 분석 결과 페이지 하단에 채팅창 활성화
2. fixScope에 따라 AI의 System Prompt 자동 설정
 - StructureRebuild: "구도/주제 해석/시선 흐름 중심 피드백"
 - DetailTuning: "밀도/마감/미적 완성도 중심 피드백"
3. 학생의 질문에 대해 디자인론 근거 + 입시 통계 + 다음 과제 제시
예: "밀도를 1-2 주에 70→80으로 올리려면 이 연습을 매일 30 분..."
4. 대화 히스토리 자동 저장 (세션당 최대 10 개 질문/답)

Phase 4: 성장 추적 (지속적)

1. 대시보드: 작품별 성장 곡선 (밀도/형태력/완성도 각각)
2. "이번 작품 vs 지난 작품" 비교

3. 예상 라인 변화 추적 (예: "2 주 전 MID → 지금 HIGH")
 4. 누적 피드백 요약 (자주 지적되는 약점 Top 3)
-

4. Market Opportunity: 시장 기회

4.1 시장 규모

전체 에듀테크 시장

지표	2024	2026 (예상)	2030 (예상)	CAGR
전체 에듀테크 시장	USD 6.2B	USD 7.4B	USD 9.5B	9%
AI in Education	5-6B USD	-	30-50B USD	18-22%
온라인 입시 준비	USD 1.5B	USD 1.8B	-	10%

기초디자인 입시 시장 (한국)

구분	규모	성장률	비고
전체 미술 수능 응시	120,000 명/년	+2%/년	전국
기초디자인 준비생	70,000 명/년	+3-5%/년	미술 수능 중 58%
학원 이용	40,000 명/년	+2%/년	비용: 월 50-150 만원
학원 미이용	30,000 명/년	+5-7%/년	 DesignMate Primary Target

Market Sizing

구분	계산	금액
TAM (Total Addressable Market)	70,000 명 × 월 15 만원 × 12 개월	1,260 억원
SAM (Serviceable Available Market)	30,000 명 × 월 3 만원 ×	108 억원

구분	계산	금액
SOM Year 1 (Serviceable Obtainable Market)	5,000 명 × 월 2 만원 × 12 개월	12 억원
SOM Year 3	50,000 명 × 월 3.5 만원 × 12 개월	210 억원

4.2 타겟 시장: 저비용 대안 수요 증가

기초디자인 학원 단가 (2024-2026 기준)

과정	기간	가격	비고
정시 집중 과정	8-10 주	100-150 만원	서울 강남/목동 기준
수시 포트폴리오	4-6 개월	300-600 만원	장기 과정
개인 레슨	시간당	8-15 만원	소수 학생

DesignMate 가격 비교

구분	학원 (8 주 기준)	DesignMate (8 주 기준)	절감률
비용	120 만원 (월 60 만원 × 2)	4 만원 (월 2 만원 × 2)	97% 절감
접근성	서울/대도시 한정	온라인 24/7	-
피드백	주 1-2 회 (강사)	무제한 (AI)	-

시사점: - 학원 비용 부담 학생 → DesignMate로 대체 가능 - 특히 재수/3 수생 + 지방 학생의 강한 수요 - 학원 보조 도구로도 활용 가능 (B2B2C)

4.3 시장 성장 동력

드라이버 1: AI 교육 도구 대중화 - ChatGPT (2023) 이후 AI 도구 수용도 급증 - 학생들의 AI 활용 능숙도 ↑ (Z 세대) - “AI 입시 코치” 개념 자연스러워짐

드라이버 2: 온라인 입시 준비 정착 - 코로나 이후 온라인 학습 습관화 - Zoom/Discord
실시간 강의 일반화 - 지방 학생의 서울 학원 접근성 개선 수요

드라이버 3: 비용 효율 압력 - 학령인구 감소 → 학원 비용 상승 - 재수/3 수 증가 → 누적 비용 부담 - 저비용 고품질 대안 수요 급증

드라이버 4: 예체능 입시 AI 시장 공백 - 수능/내신 AI (서울런, 바이브온) 성숙 - 실기 평가 AI는 **완전 공백** - DesignMate = First Mover Advantage

4.4 타겟 고객 세분화

Segment 1: 학원 미이용 재수/3 수생 (40%) - 인원: 12,000 명/년 - 특징: 비용 민감, 멘토 절실, 자기주도 학습 - ARPU: 월 3-5 만원 (Premium 선호)

Segment 2: 지방 학생 (30%) - 인원: 9,000 명/년 - 특징: 서울 학원 접근 불가, 정보 비대칭 - ARPU: 월 2-3 만원 (Basic)

Segment 3: 학원 보조 현역생 (20%) - 인원: 6,000 명/년 - 특징: 학원 주 1-2 회, 개인 연습 피드백 필요 - ARPU: 월 2 만원 (Basic)

Segment 4: 학원 강사 (10%) - 인원: 3,000 명/년 (학생 기준 환산) - 특징: 평가 자동화, 피드백 표준화 - ARPU: 월 10 만원 (Academy Enterprise)

5. Product & Technology: 제품과 기술

5.1 제품 아키텍처

[DesignMate 제품 아키텍처]

레이어	구성요소	역할	입력	출력
데이터	작품 이미지 + 문제 텍스트	학생 업로드	-	Vision AI
데이터	NeoPrime 입시 DB	합격 데이터	-	입시 매칭

레이어	구성요소	역할	입력	출력
		제공		
엔진	Gemini Vision AI	작품 정량화	이미지	5 개 지표 점수
엔진	fixScope 판별	우선순위 결정	5 개 지표	StructureReb uild/DetailTu ning
엔진	Theory Engine (패턴)	합격 확률 계산	성적 + 작품 메트릭	대학별 확률
엔진	Gemini Chat AI	AI 멘토 피드백	fixScope + 학생 질문	액션 플랜
출력	작품 분석 리포트	정량화 결과	Vision 분석	종합 점수 + 등급
출력	대학 라인 추정	합격 확률 제시	입시 매칭	TOP/HIGH/ MID/LOW
출력	AI 멘토 채팅	구체적 피드백	Chat AI	액션 플랜 3- 5 개

5.2 핵심 기술 스택

레이어	기술	용도
Vision AI	Gemini 3 Pro Preview	작품 이미지 분석 (5 개 지표 정량화)
Chat AI	Gemini 2.5 Flash	AI 디자인 멘토 (fixScope 기반)
Embedding	multimodalembdding@0 01	작품 벡터화 (1408-dim), 유사 작품 검색
데이터베이스	Firestore + BigQuery	사용자 데이터, 입시 DB, 분석 로그

레이어	기술	용도
입시 엔진	NeoPrime Theory Engine (패턴)	성적 + 작품 메트릭 → 합격 확률 계산
프론트엔드	Next.js 14 + TypeScript	웹 대시보드
모바일	React Native (선택)	iOS/Android 앱
인프라	Firebase + GCP	서비스 아키텍처

5.3 NeoPrime 기술 재사용

[NeoPrime → DesignMate 기술 이식]

NeoPrime 모듈	DesignMate 활용	재사용률
Theory Engine v3	합격 확률 계산 로직 패턴	70%
입시 DB (226,695 행)	대학별 합격자 통계 데이터	100%
BigQuery 인프라	데이터 저장 및 분석	100%
버전 추적 시스템	engine_version, analysis_version	100%
테스트 인프라	pytest, Golden Case 패턴	80%

개발 효율성: - NeoPrime 기술 재사용 → **개발 시간 30% 단축** - 입시 DB 즉시 활용 → **데이터 수집 2년 절약** - 공통 인프라 → **운영 비용 40% 절감**

5.4 Core Features – 3 가지 Pillar

Feature 1: Vision AI 작품 분석 + 대학 라인 추정

목표: 학생이 작품 업로드 → **8 초 내** 정량화된 평가 + 합격 라인 제시

기능 상세

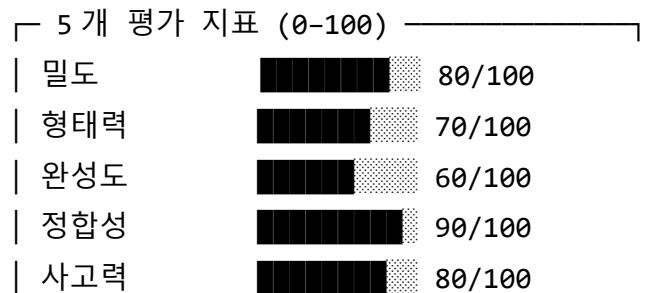
단계	입력	처리	출력
1. 업로드	작품 이미지 (JPG/PNG, 최대)	Cloud Storage 저장 (1년 유지)	signedUrl + 메타데이터

단계	입력	처리	출력
	10MB) + 출제 문제 텍스트/이미지		
2. Vision 분석	작품 이미지 + 문제 컨텍스트	Gemini 3 Pro Vision + 기초디자인 전용 프롬프트	DesignAnalysisResult (JSON)
3. 진단 (Diagnosis)	Layer1–3 점수 + 메타데이터	fixScope 규칙 기반 판별 + 강점/약점 분류	Diagnosis Document (fixScope, actionItems)
4. 임베딩	작품 이미지	multimodalembedding@001 (1408-dim)	imageEmbedding (벡터)
5. 입시 DB 매칭	학생 성적 + 작품 평가 메트릭	BigQuery SQL: 유사 합격자 패턴 검색 + 확률 계산	UniversityPrediction[](라인별 합격확률)
6. 저장	모든 위 결과 + 이미지 URL	Firestore 저장 + BigQuery 로깅	analysisId + Student 프로필 업데이트

화면 설계

[분석 결과 화면]

작품 분석 결과
분석일: 2026-01-18 / 분석 시간: 8.2 초



[종합점수]	75/100
[등급]	A- (상위 35%)
[fixScope]	DetailTuning

━ 강점 / 약점 ━
✓ 강점 (우상위 수준):
• 정합성 (90) - 문제 이해 탁월
• 사고력 (80) - 시각적 스토리
⚠ 약점 (개선 여지):
• 완성도 (60) - 마감/디테일
• 형태력 (70) - 구조 안정성

━ 대학 라인 추정 (현재 실기 수준) ━
성적: 국어 1 등급, 영어 2 등급
미술대 수능 선택 여부: Yes
● 적정 라인 (HIGH) - 합격 가능 70%
• 건국대 디자인 학과
• 동국대 디자인학부
• 경희대 산업디자인
• 대구미술대 시각디자인
• 추계예술대 디자인
● 도전 라인 (TOP) - 합격 가능 40%
• 흥익대 (캠퍼스) 시각디자인
• 이화여대 조형예술
● 안정 라인 (MID) - 합격 가능 85%
• 수원과학기술대 디자인학과
• 경기대 디자인학부

- └ 다음 액션 (fixScope: DetailTuning) 1
 - | 1. 마감 연습 (1 주)
 - | → 완성도를 60→70 으로 올리기
 - | → 매일 30 분 드로잉 마감 연습
 - | 2. 형태 정확성 드릴 (1 주)
 - | → 투시/비례 기초 복습
 - | → 3 시간 드로잉 테스트
 - | 3. 다음 작품 준비 (2 주)
 - | → 구도는 유지, 밀도 20% 증가
 - | → 오브젝트 간격 조정

[AI 멘토와 채팅] (하단)

Feature 2: fixScope 기반 AI 디자인 멘토

목표: 분석 결과 기반으로, 우선순위화된 단계별 피드백을 학생과 상호작용하며 제공

기능 상세

fixScope	목표	AI 응답 포커스	예시 액션
StructureRebuild	Layer1 (정보구조) 개선에 집중	“구도를 재설계해야 합니다” – 구도/주제 해석/시선 흐름 디테일/마감/톤을 끌어올리세요”	구도 변형 드로잉 5 개, 상위 학교 합격작 5 개 분석
DetailTuning	Layer2-3 (형·미학· 임팩트) 개선에 집중	“구조는 좋으니 디테일/마감/톤을 끌어올리세요”	마감 연습 3 회, 밀도 조정 변형

프롬프팅 전략

```
// StructureRebuild 모드
const STRUCTURE_REBUILD_PROMPT = `

당신은 기초디자인 입시 멘토입니다.

학생의 작품이 구조적 문제가 있습니다 (fixScope: StructureRebuild).
```

[진단]

- 구도/주제 해석의 명확성 부족
- 시선 흐름 혼란
- 정보 위계가 불명확

[지시]

1. 현재 구도의 문제를 명확히 지적하세요 (디자인론 근거 + 입시 사례)
2. 구도를 어떻게 재설계할지 구체적으로 제안하세요
3. 다음 1주 동안 할 과제 3-5 개를 제시하세요
4. "이 수준을 못 잡으면 어떤 대학은 어려울까"를 입시 통계로 설명하세요
5. 매번 '구조' 중심으로만 말하고, Layer2-3 (미학/톤)은 언급 금지

[톤]

- 초보자에게 친절하되 명확함
 - 구체적 실행 방법 중심
 - 희망 주기 (가능성 제시)
- `;

```
// DetailTuning 모드
const DETAIL_TUNING_PROMPT = `

당신은 기초디자인 입시 멘토입니다.

학생의 작품의 구조는 튼튼하지만, 디테일/마감이 부족합니다 (fixScope: DetailTuning).
```

[진단]

- 구조/위계는 명확
- 마감/완성도 부족
- 밀도 또는 톤 조정 필요

[지시]

1. 강점을 먼저 인정하세요 (구조가 좋다)
2. 개선할 미적 요소를 구체적으로 지적하세요 (디자인론 + 합격작 비교)
3. 마감/밀도/톤을 1-2 주에 어떻게 올릴지 실행 방법 제시
4. "이 수준을 올리면 어떤 대학 라인까지 갈 수 있을까"를 통계로 설명
5. Layer2-3 중심으로, Layer1 (구조)은 이미 좋다는 전제 유지

[톤]

- 격려하되 도전적
 - 마감/연습에 집중
 - 구체적 시간/횟수 제시
- `;

대화흐름 예시

[학생] 선생님, 이 작품 점수 왜 75점이에요? 더 잘 그린 것 같은데...

[AI 멘토 - StructureRebuild 모드]

좋은 질문이에요. 점수를 보면,

- 정합성: 90 (주제 이해 탁월!)
- 사고력: 80 (시각적 스토리 좋음)

인데,

- 형태력: 70 (구조 안정성)
- 완성도: 60 (마감)

이 부족해요.

특히 **구도 문제**가 보여요.

왼쪽에 오브젝트를 몰아서 배치하니까,

오른쪽이 너무 텅 비었고,

시선이 계속 오른쪽으로 빠져나가요.

Bauhaus 의 '균형' 원칙에서 보면,

전체 화면을 활용하는 게 좋습니다.

다음 과제 (1 주 동안)

1. 이 구도를 [좌측 배치] [중앙 배치] [분산 배치] 3 가지로 그려보세요.

- 매일 1 개씩, 각 15 분
2. 상위권 합격작 (건대/동국대) 5 개를 보고,
"어떻게 화면을 나누고 있는가" 분석하세요.
 3. 다음 새 과제를 할 때는 이번 학습을 적용하세요.

이 부분을 개선하면, 현재 MID 라인(안정)에서 HIGH 라인(적정: 건대/동국대)로 올라갈 가능성이 60%~80%가 돼요.

뭐 궁금한 점 있어?

Feature 3: 성장 추적 및 유사 작품 검색

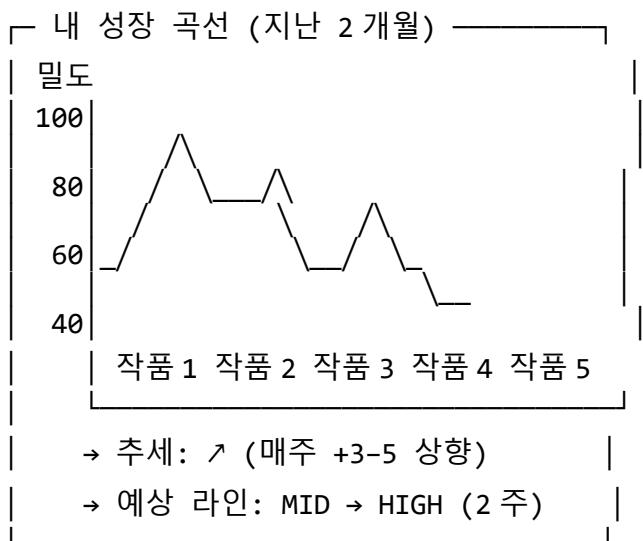
목표: 학생이 지속적으로 작품을 업로드하며 성장을 추적하고, 비슷한 수준의 합격작을 참고

기능 상세

기능	기술	출력
성장 곡선	학생의 모든 분석	5 개 지표별 추이 그래프 +
	히스토리를 시간축으로 정렬	예상 라인 변화
	비교	"이번이 저번보다 밀도 +15, 완성도 +10"
작품 비교	현재 작품 vs 지난 작품 A/B 비교	"2 주 전 안정 → 현재 적정으로 상향"
	최신 작품 분석 기반 BigQuery SQL	
벡터 검색	현재 작품의 imageEmbedding (1408-dim)과 유사한 합격작 검색	"당신과 유사한 합격작 5 개" 추천 (COSINE 유사도 > 0.8)

대시보드 예시

[성장 대시보드]



- 누적 피드백 Top 3 약점
- 1 완성도 (매 작품 평균 65 점)
→ 마감/디테일 연습 강화 필요
 - 2 밀도 (최근 호전, 70→80)
→ 잘하고 있어요! 계속 유지
 - 3 구도 안정성 (초기 60→현재 75)
→ 시선 흐름 개선 중

- 당신과 유사한 합격작
- (벡터 유사도 기반 추천)
- 👉 합격작 #1 (2024 건국대 최종 합격)|
 - 밀도: 82 형태력: 78 완성도: 72|
 - "당신과 88% 유사합니다"
 - 공통점: 구도 명확, 톤 차분
 - 차이점: 완성도 +10 필요

- 📌 합격작 #2 (2024 동국대 최종 합격)|
 - 비슷한 실력으로 적정 라인 달성 |
- [이 작품들과의 상세 비교 보기]

4.2 데이터 구조 (Firestore + BigQuery 스키마)

Firestore Collections

```
// 1. users (사용자)
interface UserDocument {
  userId: string; // UUID, PK
  email: string; // 이메일 (중복 불가)
  nickname: string; // 닉네임 (익명성 유지)

  // 기본 정보
  gradeLevel: 'HS_3' | 'REPEATED_1' | 'REPEATED_2+'; // 고3/재수/3 수+
  hopefulUniversities: string[]; // ['건국대', '동국대', ...]
  region: 'seoul' | 'gyeonggi' | 'incheon' | 'other'; // 거주 지역
  joinDate: Timestamp;

  // 성적 (선택)
  mockExamScores?: {
    korean: number; // 1-9 등급
    english: number;
    math: number;
    art: number; // 미술/음악/체육 선택 여부 1-9
    csatPercentile?: number; // 전체 백분위
  };

  // 구독 정보
  plan: 'free' | 'basic' | 'premium';
  subscriptionEndDate?: Timestamp;
  totalAnalyses: number; // 누적 분석 횟수
  totalChatMessages: number; // 누적 채팅 메시지
  createdAt: Timestamp;
```

```

    updatedAt: Timestamp;
}

// 2. analyses (작품 분석 기록)
interface AnalysisDocument {
  analysisId: string;           // UUID, PK
  userId: string;               // FK to users

  // 업로드 정보
  fileName: string;             // 원본 파일명
  imageUrl: string;             // Cloud Storage signed URL (10년)
  uploadDate: Timestamp;

  // 문제 컨텍스트
  problemTitle: string;         // 출제 주제
  problemDescription: string;   // 상세 설명
  prepTime: number;              // 소요 시간 (분)
  isExamSimulation: boolean;    // 시험 현장 시뮬레이션 여부

  // Vision 분석 결과 (LLM 응답, snake_case 저장)
  analysisResult: {
    density_score: number;       // 0-100, 밀도
    shape_power_score: number;   // 형태력
    completion_score: number;   // 완성도
    coherence_score: number;    // 정합성 (문제 이해)
    thinking_power_score: number; // 사고력

    density_analysis: string;    // 상세 설명 (문단)
    shape_power_analysis: string;
    completion_analysis: string;
    coherence_analysis: string;
    thinking_power_analysis: string;

    format_prediction: 'still_life' | 'figure' | 'composition' | 'abstract';
    color_palette: string[];      // ['#FF5733', '#3DB8FF', ...]
    keywords: string[];           // ['미니멀', '톤 차분', ...]

    overall_score: number;        // 가중 평균 (0-100)
  }
}

```

```

grade: 'S' | 'A+' | 'A' | 'A-' | 'B' | 'B-' | 'C';
percentile: number; // 상위 몇 % (0-100)
};

// Diagnosis (규칙 기반 후처리)
diagnosis: {
  fixScope: 'StructureRebuild' | 'DetailTuning';
  strengths: string[]; // 강점 3 개
  weaknesses: string[]; // 약점 3 개
  nextActions: ActionItem[]; // 다음 과제 5-7 개
  recommendedFocusWeeks: number; // 집중 권장 기간 (주)
};

// 임베딩
imageEmbedding: number[]; // 1408-dim vector (multimodalEmbedding@001)

// 입시 예측
universityPredictions: [
  university: string; // '건국대', '동국대', ...
  major: string; // '디자인학과', '시각디자인', ...
  admissionType: 'practical' | 'portfolio';
  line: 'TOP' | 'HIGH' | 'MID' | 'LOW';
  estimatedProbability: number; // 합격 확률 (0-1)
  reasoning: string; // "현재 실기 점수 75 + 성적 1 등급 → ..."
][];

// 메타데이터
analysisTime: number; // 총 소요 시간 (초)
engineVersion: string; // 'v3.0'
createdAt: Timestamp;
}

interface ActionItem {
  order: number;
  title: string; // "마감 연습 (1 주)"
  description: string;
  durationWeeks: number;
  dailyMinutes: number; // 하루 권장 시간
}

```

```

expectedImprovement: {
  metric: 'density' | 'shape_power' | 'completion' | 'coherence' | 'thinking_power';
  estimatedIncrease: number;           // 예: +10 (점수 10 상향 예상)
};

}

// 3. chatSessions (채팅 세션)
interface ChatSessionDocument {
  sessionId: string;                  // UUID, PK
  userId: string;                    // FK to users
  analysisId: string;                // FK to analyses (어느 작품 분석 기반)

  fixScope: 'StructureRebuild' | 'DetailTuning'; // 이 세션의 fixScope
  systemInstruction: string;          // 사용된 system prompt (버전 관리)

  messages: ChatMessage[];           // 서브컬렉션 대신 배열로 (쿼리 효율)
  messageCount: number;

  createdAt: Timestamp;
  updatedAt: Timestamp;
  expiresAt: Timestamp;             // 1 달 후 자동 삭제
}

interface ChatMessage {
  role: 'user' | 'assistant';
  content: string;
  timestamp: Timestamp;
  tokensUsed?: number;              // 비용 추적용
}

// 4. universityDatabase (입시 참고 데이터)
interface UniversityDatabaseRecord {
  recordId: string;
  university: string;
  major: string;
  admissionType: 'practical' | 'portfolio';
  year: number;                     // 입시 연도 (2024, 2025, ...)

  // 합격자 분석
  passingCount: number;
}

```

```

competitiveRange: {
  minScore: number;           // 이 수준 이상이 합격
  avgScore: number;
  maxScore: number;
};

// 실제 평가 메트릭 (원장 평가 기반, 1 차 PRD NeoPrime)
avgDensity?: number;
avgShapePower?: number;
avgCompletion?: number;

createdAt: Timestamp;
}

// 5. feedbackTemplates (AI 멘토 피드백 템플릿)
interface FeedbackTemplate {
  templateId: string;
  fixScope: 'StructureRebuild' | 'DetailTuning';
  metric: 'density' | 'shape_power' | 'completion' | 'coherence' | 'thinking_power';
  scoreRange: [number, number];    // 예: [50, 60]

  feedbackTemplate: string;       // "{metric} 점수가 {score}로 부족합니다. ..."
  "actionItems: ActionItem[];

  version: number;                // A/B 테스트 및 버전 관리
  createdAt: Timestamp;
}

```

BigQuery Tables

```

-- 1. bq_analyses_history (Firestore analyses 의 일기 복제본)
CREATE TABLE `{{project}}.designmate.analyses_history` (
  analysisId STRING NOT NULL,
  userId STRING NOT NULL,
  uploadDate TIMESTAMP,

  -- 5 개 지표 (floats)
  density_score FLOAT64,
  shape_power_score FLOAT64,
  completion_score FLOAT64,
  coherence_score FLOAT64,

```

```

thinking_power_score FLOAT64,
overall_score FLOAT64,

-- 진단
fixScope STRING,          -- 'StructureRebuild', 'DetailTuning'

-- 예측
topUniversity STRING,    -- 가장 높은 합격 확률 대학
topLine STRING,           -- 'TOP', 'HIGH', 'MID', 'LOW'
topProbability FLOAT64,

gradeLevel STRING,        -- 사용자 정보
region STRING,

-- 인덱스용
createdDate DATE,
createdAt TIMESTAMP,

PRIMARY KEY (analysisId) NOT ENFORCED
);

-- 2. bq_university_analysis (임시 DB 통계)
CREATE TABLE `{project}.designmate.university_analysis` (
  university STRING NOT NULL,
  major STRING NOT NULL,
  admissionType STRING,          -- 'practical', 'portfolio'
  year INT64,

  -- 합격자 통계
  passingCount INT64,
  avgOverallScore FLOAT64,
  avgDensity FLOAT64,
  avgShapePower FLOAT64,
  avgCompletion FLOAT64,
  avgCoherence FLOAT64,
  avgThinkingPower FLOAT64,

  percentile_75 FLOAT64,         -- 상위 25% 커트라인
  percentile_50 FLOAT64,         -- 중앙값

PRIMARY KEY (university, major, year) NOT ENFORCED
);

```

```

-- 3. bq_user_growth (사용자 성장 분석)
CREATE TABLE `{{project}}.designmate.user_growth` (
    userId STRING NOT NULL,
    analysisCount INT64,

    -- 성장 추세
    firstAnalysisDate DATE,
    lastAnalysisDate DATE,
    daysActive INT64,

    -- 평균 점수 추이
    avgScoreWeek1 FLOAT64,
    avgScoreWeek2 FLOAT64,
    avgScoreWeek4 FLOAT64,
    avgScoreLatest FLOAT64,

    -- 라인 변화
    initialLine STRING,
    latestLine STRING,           -- 'TOP', 'HIGH', 'MID', 'LOW'

    -- 구독 정보
    plan STRING,
    paidDays INT64,
    churnRisk BOOL,             -- 추측 이탈 위험

    createdAt TIMESTAMP,
    updatedAt TIMESTAMP
);

-- 4. bq_ai_cost_tracking (AI API 비용 추적)
CREATE TABLE `{{project}}.designmate.ai_cost_tracking` (
    trackingId STRING NOT NULL,
    userId STRING NOT NULL,
    analysisId STRING,
    sessionId STRING,

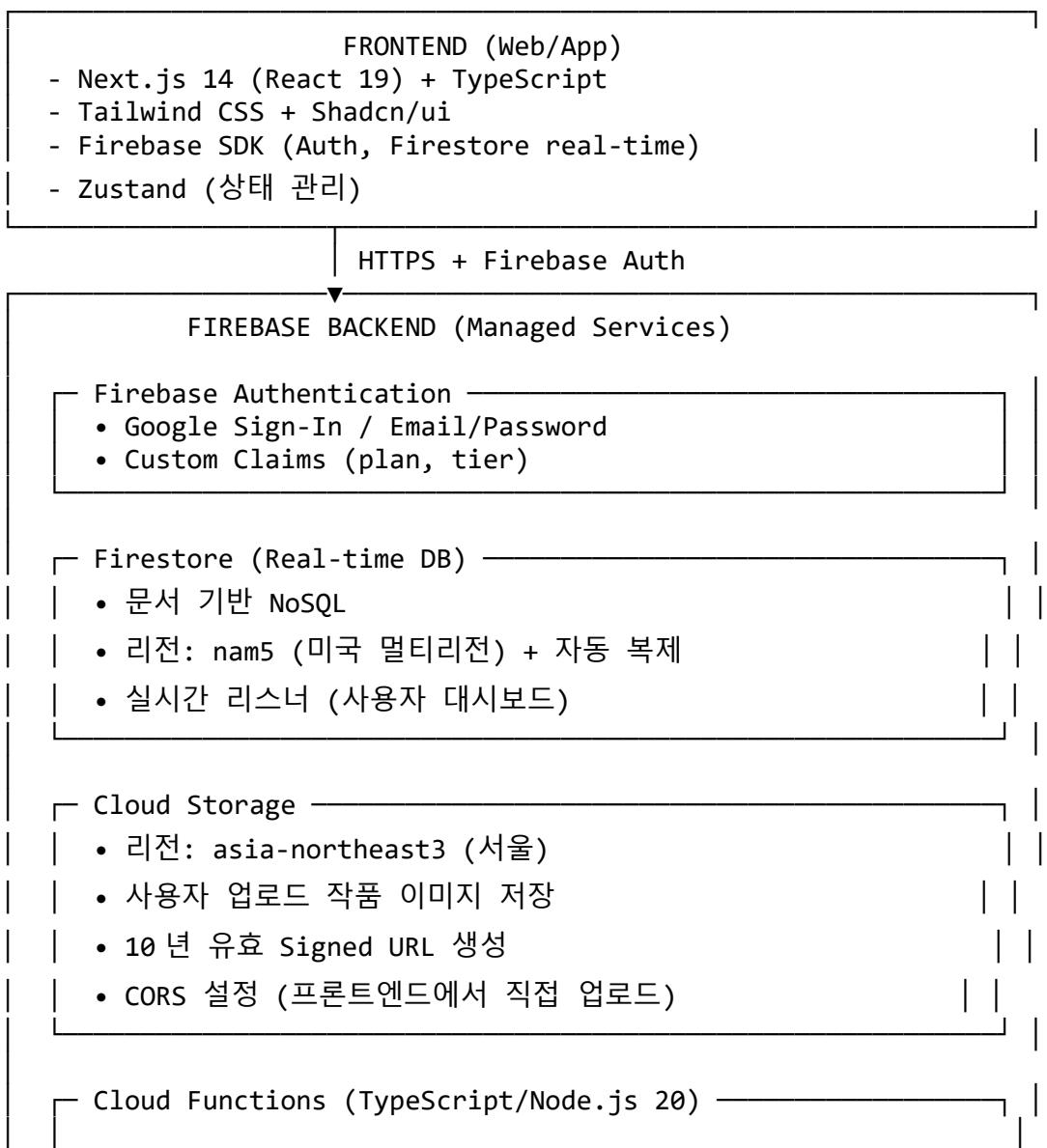
    service STRING,              -- 'gemini-vision', 'gemini-chat', 'embedding'
    model STRING,                -- 'gemini-3-pro-preview', 'gemini-2.5-flash',
    'multimodalembedding@001'
    inputTokens INT64,
    outputTokens INT64,

```

```
costUsd FLOAT64,  
          -- 예상 비용  
createdAt TIMESTAMP  
);
```

4.3 기술 아키텍처

System Architecture



- analyzeDesign (Tier: 2nd generation, 512MB memory)
 - 이미지 검증, Gemini Vision 호출
 - 응답 파싱, fixScope 계산, embedding 생성
 - Firestore 저장, BigQuery 로깅
 - 타임아웃: 300 초
- chatWithMentor (256MB memory)
 - 분석 결과 로드, fixScope 별 System Prompt 설정
 - Gemini 2.5 Flash 호출
 - 응답 스트리밍 (WebSocket)
 - 타임아웃: 120 초
- searchSimilar (512MB memory)
 - 벡터 쿼리: Firestore Vector Search COSINE distance
 - BigQuery 통합 쿼리 (합격자 통계)
 - 타임아웃: 60 초
- computeUniversityPredictions (256MB)
 - 학생 성적 + 작품 메트릭 입력
 - BigQuery SQL: 유사 학생 검색
 - 확률 모델 (로지스틱 회귀)
- getUserGrowth (128MB)
 - 사용자 모든 분석 히스토리 조회
 - 성장 추이 계산

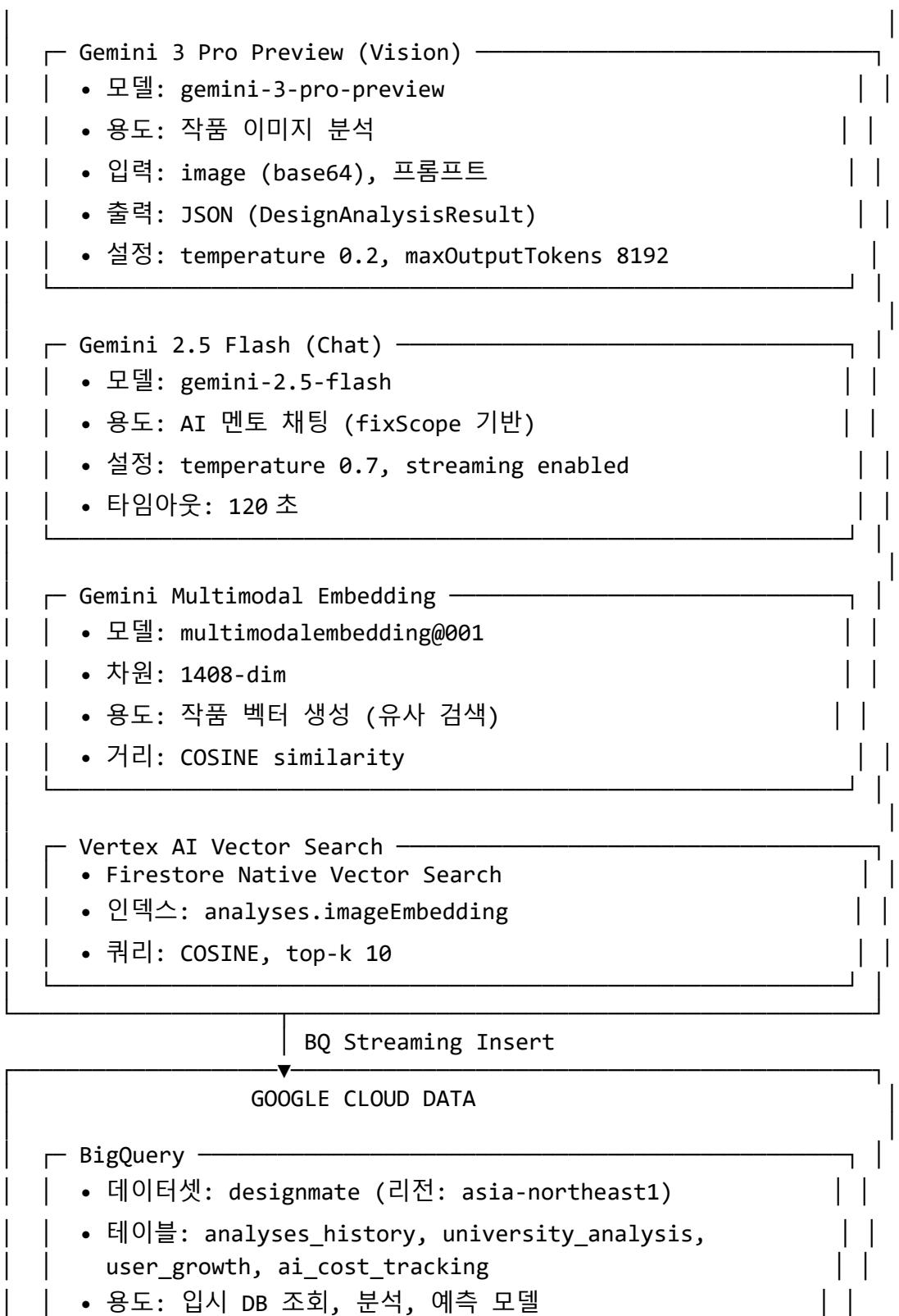
리전: asia-northeast3 (서울), 자동 스케일링

└ Realtime Database (선택, 순위표용) ━

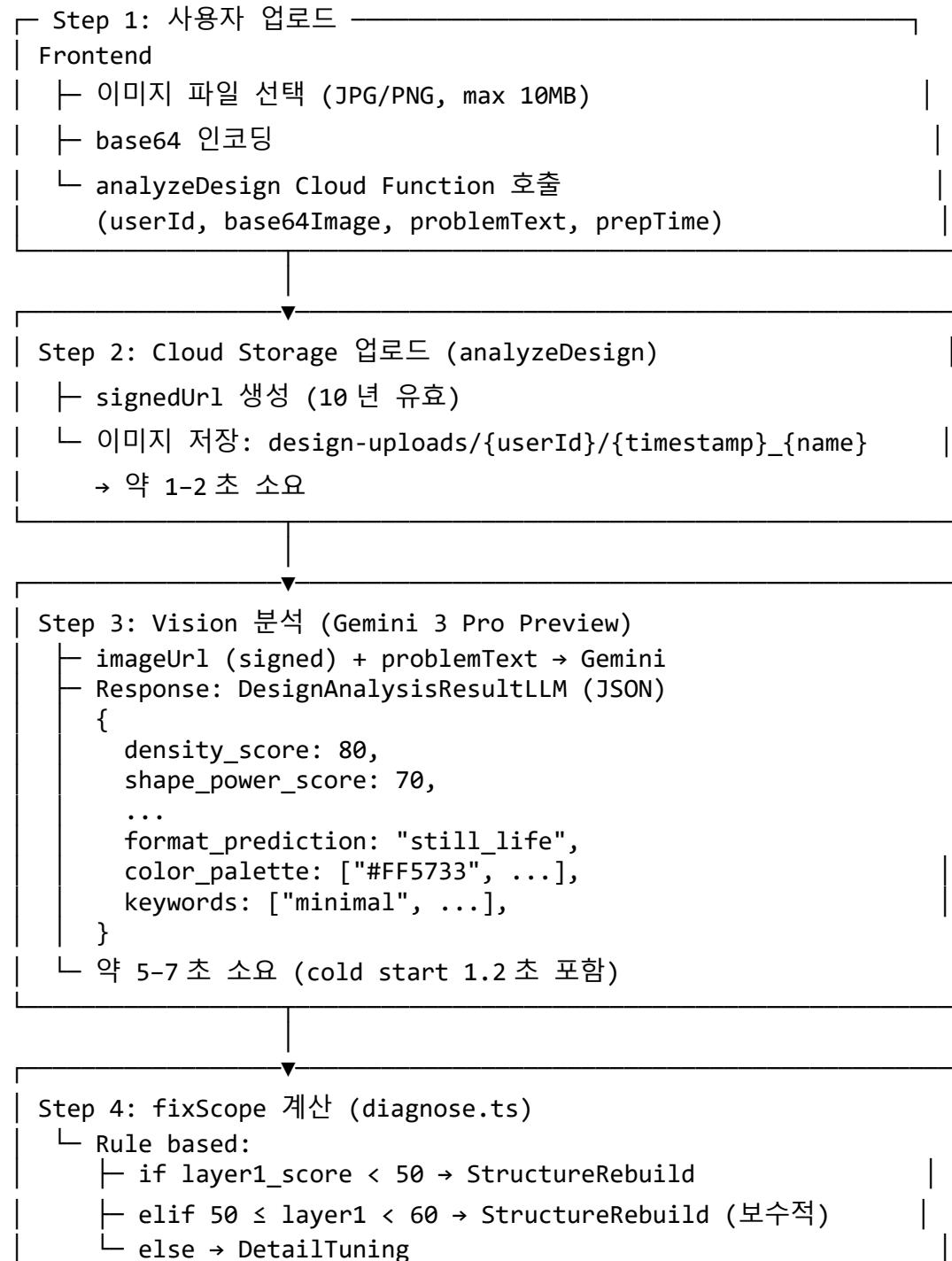
- 실시간 사용자 온라인 상태
- 순위표 (점수 상위자)

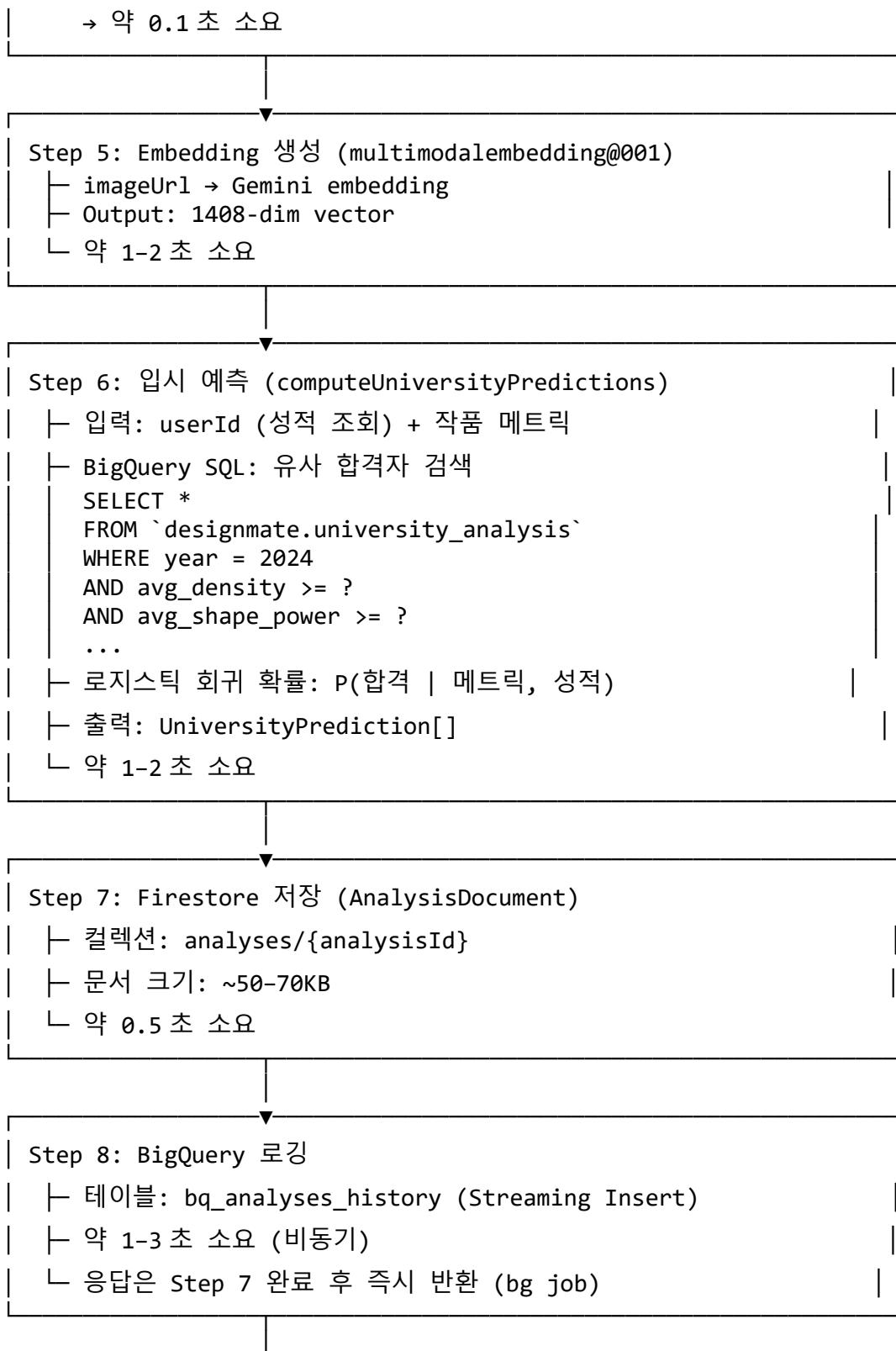
└ API 호출 (gRPC)

└ GOOGLE CLOUD AI



Data Flow – 작품 분석 파이프라인





반환값 (Frontend)

- |─ analysisId
- |─ 5 개 지표 점수 + 종합 점수
- |─ fixScope
- |─ 강점/약점 요약
- |─ 대학 라인 추정
- |─ 다음 액션 5-7 개

총 소요 시간: 8.5 초 ± 1.5 초

4.4 AI 프롬프팅 전략

Vision 분석 프롬프트 (기초디자인 전용)

```
export const BASIC DESIGN VISION PROMPT = ``
```

당신은 기초디자인 입시 평가 전문가입니다.

정보디자인, Bauhaus 이론, Swiss Typography 를 기반으로 합니다.

[작품 평가 체계]

Layer 1: 정보 구조 및 문제 해석 (50%)

- 밀도 (density_score):

"공간을 얼마나 효율적으로 사용했는가"

0-30: 너무 공허함 (정보 부족)

31-60: 중간 수준 (개선 여지)

61-80: 양호 (적절한 배치)

81-100: 탁월 (여백까지 고려한 설계)

지표: 오브젝트 밀도, 텍스처 풍부도, 여백 활용, 정보량

- 형태력 (shape_power_score):

"기본 도형을 정확하게 그릴 수 있는가"

0-30: 왜곡/파손 심각

31-60: 부정확함 (비례/원근 문제)

61-80: 정확함

81-100: 고수준 (정확성 + 표현력)

지표: 원근, 비례, 구조 안정성, 선의 명확성

- 완성도 (completion_score):

"마감/디테일/밸런스가 얼마나 높은가"

0-30: 미완성 (스캐치 수준)

31-60: 기본 완성 (개선 여지)

61-80: 양호 (전문성 보임)

81-100: 완벽한 마감

지표: 마감 정도, 디테일, 전체/부분 밸런스, 톤 통일

- 정합성 (coherence_score):

"주어진 문제를 얼마나 잘 이해하고 표현했는가"

0-30: 문제 미이해

31-60: 기본 해석 (부분적 오류)

61-80: 정확한 해석

81-100: 창의적 해석 + 정확성

지표: 주제 표현, 컨셉 명확성, 창의성

- 사고력 (thinking_power_score):

"시각적 스토리텔링/문제해결능력이 드러나는가"

0-30: 단순 재현

31-60: 기본 구성

61-80: 의도된 포인트 존재 (시선 흐름)

81-100: 고수준의 시각 커뮤니케이션

지표: 시선 유도 흐름, 강조 포인트, 계층 구조, 컨셉 전달력

Layer 2: 형식 및 미학 (30%)

- grid_consistency_score: 정렬/그리드의 일관성
- visual_balance_score: 기하학적 균형
- color_harmony_score: 색채 조화
- typography_quality_score: 폰트/텍스트 품질 (있는 경우)

Layer 3: 커뮤니케이티브 임팩트 (20%)

- trust_vibe: High/Medium/Low (신뢰감)
- engagement_potential: High/Medium/Low (참여도)
- emotional_tone: Calm/Energetic/Serious/Playful/Minimal

[채점 가이드라인]

1. 90 점 이상은 매우 드물게 - 예외적 작품에만 부여
2. 평균 우수작: 70-75 점
3. 각 항목별 구체적 근거 제시 (예: "밀도 80 → 오브젝트가 화면의 70% 채우고...")
4. 모든 분석에 Bauhaus/Swiss Style 설계 원칙 인용

[출력 형식]

JSON 형식으로 다음 필드 반환:

```
{
  "density_score": number (0-100),
  "density_analysis": string,

  "shape_power_score": number,
  "shape_power_analysis": string,

  "completion_score": number,
  "completion_analysis": string,

  "coherence_score": number,
  "coherence_analysis": string,

  "thinking_power_score": number,
  "thinking_power_analysis": string,

  "format_prediction": string (still_life|figure|composition|abstract),
  "color_palette": string[] (최대 5 개 색상 HEX),
  "keywords": string[] (최대 10 개, 한글/영문 혼용),
```

```

    "overall_score": number (가중 평균),
    "grade": string (S|A+|A|A-|B|B-|C),
    "percentile": number (0-100),

    "fix_scope": string (StructureRebuild|DetailTuning),

    "strengths": string[] (3 개),
    "weaknesses": string[] (3 개)
}
`;

```

4.5 API 명세 (Cloud Functions)

Function 1: analyzeDesign

```

/*
 * 작품 분석 + 대학 라인 예측
 *
 * @param req.userId: string
 * @param req.imageData: string (base64)
 * @param req.mimeType: string (image/jpeg, image/png)
 * @param req.problemText: string (문제 설명)
 * @param req.prepTime: number (준비 시간, 분)
 * @param req.isExamSimulation: boolean
 *
 * @return {
 *   success: boolean,
 *   analysisId: string,
 *   analysis: AnalysisDocument,
 *   universityPredictions: UniversityPrediction[],
 *   estimatedTime: number (초),
 *   nextSteps: string[]
 * }
 */
exports.analyzeDesign = onCall<AnalyzeDesignRequest, AnalyzeDesignResponse>(
  { timeoutSeconds: 300, memory: "512MB", region: "asia-northeast3" },
  async (request) => {
    const { imageData, mimeType, problemText, prepTime, isExamSimulation } =
      request.data;

    try {

```

```

// 1. Storage 업로드
const imageUrl = await uploadToStorage(imageData, mimeType, request.auth.uid);

// 2. Vision 분석
const analysisResult = await analyzeWithVision(imageUrl, problemText);

// 3. fixScope 계산
const diagnosis = computeFixScope(analysisResult);

// 4. Embedding 생성
const embedding = await generateEmbedding(imageUrl);

// 5. 입시 예측
const predictions = await computeUniversityPredictions(
  request.auth.uid,
  analysisResult
);

// 6. Firestore 저장
const analysisId = await saveAnalysis({
  userId: request.auth.uid,
  analysisResult,
  diagnosis,
  embedding,
  predictions,
  imageUrl,
  problemText,
  prepTime,
  isExamSimulation
});

// 7. BigQuery 로깅 (비동기)
logToBigQuery({ analysisId, userId: request.auth.uid, ...analysisResult });

return {
  success: true,
  analysisId,
  analysis: analysisResult,
  universityPredictions: predictions,
  nextSteps: diagnosis.nextActions
};

```

```

    } catch (error) {
      return { success: false, error: error.message };
    }
  );

```

Function 2: chatWithMentor

```

/*
 * AI 디자인 멘토 채팅
 *
 * @param req.sessionId: string (기존) or null (신규)
 * @param req.analysisId: string
 * @param req.userMessage: string
 * @param req.fixScope: 'StructureRebuild' | 'DetailTuning'
 *
 * @return {
 *   sessionId: string,
 *   response: string,
 *   tokensUsed: number,
 *   nextRecommendation?: string
 * }
 */
exports.chatWithMentor = onCall<ChatWithMentorRequest, ChatWithMentorResponse>
(
  { timeoutSeconds: 120, memory: "256MB", region: "asia-northeast3" },
  async (request) => {
    const { sessionId, analysisId, userMessage, fixScope } = request.data;

    try {
      // 1. 분석 결과 로드
      const analysis = await getAnalysis(analysisId);

      // 2. fixScope에 맞춘 System Prompt 선택
      const systemPrompt = fixScope === 'StructureRebuild'
        ? STRUCTURE_REBUILD_PROMPT
        : DETAIL_TUNING_PROMPT;

      // 3. Chat 히스토리 로드 (기존 세션)
      let chatHistory = [];
      if (sessionId) {
        chatHistory = await getChatHistory(sessionId);
      }
    }
  }
)

```

```

// 4. Gemini Chat 호출
const response = await chatWithGemini({
  systemPrompt,
  messages: [...chatHistory, { role: 'user', content: userMessage }],
  analysisContext: analysis,
  temperature: 0.7
});

// 5. 세션 저장 또는 업데이트
const newSessionId = await saveChatSession({
  sessionId,
  userId: request.auth.uid,
  analysisId,
  fixScope,
  message: { role: 'user', content: userMessage },
  response: response.text
});

return {
  sessionId: newSessionId,
  response: response.text,
  tokensUsed: response.tokensUsed
};
} catch (error) {
  return { success: false, error: error.message };
}
};

);

```

Function 3: searchSimilar

```

/**
 * 벡터 기반 유사 작품 검색
 *
 * @param req.analysisId: string
 * @param req.topK: number (기본값: 10)
 * @param req.minSimilarity: number (0.7 기본값)
 *
 * @return {
 *   similarAnalyses: [
 *     analysisId: string,
 *     university: string,
 *     admissionYear: number,
 *     passedFlag: boolean,
 *     similarity: number (COSINE, 0-1),

```

```

*   scores: { density, shapeweight, ... },
*   comparison: string (당신과의 차이점)
* []
*/
}

exports.searchSimilar = onCall<SearchSimilarRequest, SearchSimilarResponse>(
  { timeoutSeconds: 60, memory: "512MB", region: "asia-northeast3" },
  async (request) => {
    const { analysisId, topK = 10, minSimilarity = 0.7 } = request.data;

    try {
      // 1. 현재 분석의 embedding 로드
      const currentAnalysis = await getAnalysis(analysisId);
      const currentEmbedding = currentAnalysis.imageEmbedding;

      // 2. Firestore Vector Search
      const similarDocs = await queryVectorSearch({
        collection: 'analyses',
        vectorField: 'imageEmbedding',
        queryVector: currentEmbedding,
        distance: 'COSINE',
        topK,
        minSimilarity
      });

      // 3. BigQuery 조인 (임시 정보)
      const enrichedResults = await enrichWithUniversityData(similarDocs);

      // 4. 비교 분석 생성 (LLM)
      const comparisons = await generateComparisons(currentAnalysis, enrichedResults);

      return {
        similarAnalyses: comparisons,
        totalFound: comparisons.length,
        queryVector: currentEmbedding // 디버깅용
      };
    } catch (error) {
      return { success: false, error: error.message };
    }
  }
);

```

6. Business Model: 수익 모델

6.1 BM 전략: “대중 확장형 구독 SaaS”

핵심 원칙: NeoPrime 의 “희소성”과 달리, “모든 수험생이 사용 가능한 대중 플랫폼”

[DesignMate vs NeoPrime BM 전략]

구분	NeoPrime (B2B)	DesignMate (B2C)
시장 성격	제로섬 (학원끼리 경쟁)	대중 시장 (개인 성장)
전략	희소성 기반 (지역별 1-3 곳 한정)	확장성 기반 (70,000 명 전체)
가격	월 400-600 만원 (Elite)	월 2-5 만원 (구독)
타겟	Elite 10 곳, Standard 30 곳	MAU 100,000 명 (Y3)
수익 구조	B2B 계약 (연 단위)	B2C 구독 (월 자동 갱신)
확장 제약	지역별 희소성 유지 필수	무제한 확장 가능

6.2 Pricing Strategy (4-Tier 구조)

Tier 1: Free Plan (Freemium 전환 유도)

항목	내용
가격	0 원
월 분석	2 회
AI 멘토 채팅	불가
성장 추적	기본 (최근 5 개 작품)
대학 라인 추정	가능 (기본)
광고	포함 (하단 배너)
타겟	체험 사용자, 신규 가입 유도

Tier 2: Basic Plan (Primary Revenue)

항목	내용
가격	19,900 원/월 (자동 갱신)
월 분석	10 회
AI 멘토 채팅	무제한 (월 200 메시지)
성장 추적	상세 (그래프, 작품 비교, 누적 피드백)
대학 라인 추정	고급 (신뢰도 표시, 확률 범위)
광고	없음
타겟	개인 준비생, 학원 보조용, 지방 학생
예상 비중	60% (Year 1)

Tier 3: Premium Plan (High-Value Segment)

항목	내용
가격	49,900 원/월 (자동 갱신)
월 분석	무제한
AI 멘토 채팅	무제한 + 우선 응답 (<10 초)
성장 추적	VIP (AI 개인화 추천, 주간 리포트)
대학 라인 추정	실시간 업데이트 (입시 DB 변화 반영)
1 대 1 상담	텍스트 상담 월 2 회 (입시 전문가)
합격작 DB	전체 열람 (벡터 검색 무제한)
광고	없음
타겟	집중 준비생, 재수/3 수생, D-30 학생
예상 비중	30% (Year 1)

Tier 4: Academy Enterprise (B2B2C)

항목	내용
가격	500 만원/년 (학원 규모별 상담)

항목	내용
기능	학원 강사용 대시보드 학생 그룹 관리 (30-100 명) 자동 피드백 생성 도구 API 연동 (REST API) 학생별 성장 리포트 다운로드
타겟	기초디자인 학원 (800-1,000 개 중 50 개 목표)
Revenue Share	학생 구독료의 20% 학원에 환원

6.3 Revenue Streams (다각화)

Stream 1: B2C 구독 (Primary, 85%) - Free → Basic → Premium 전환 깔때기 - 월 자동 갱신 -
연 결제 시 15% 할인 (연 238,800 원 → 203,000 원)

Stream 2: B2B2C 학원 계약 (10%) - 학원당 연 500 만원 고정 수수료 - 학생 구독료 20%
Revenue Share - 50 개 학원 × 연 500 만원 = 연 2.5 억원 (Y3 목표)

Stream 3: API 제공 (5%) - 개인 강사, 입시 컨설턴트 대상 - API 호출당 과금 (월 구독형) - 월
5-10 만원 (호출량 기준)

6.4 Unit Economics

Basic Plan 1 명 기준 (Year 1)

메트릭	값	계산
ARPU (월)	19,900 원	Basic 플랜 가격
COGS (AI API + 인프라)	5,600 원	Gemini Vision (3,000 원) + Chat (1,500 원) + 인프라 (1,100 원)
Gross Margin	14,300 원	19,900 - 5,600
Gross Margin %	72%	14,300 / 19,900

메트릭	값	계산
CAC	3,000 원	광고 비용 / 신규 가입자
LTV (12 개월)	238,800 원	$19,900 \times 12$ (Churn 0% 가정)
LTV:CAC	79.6:1	$238,800 / 3,000$
Payback Period	1.2 개월	$3,000 / (19,900 \times 0.72)$

Premium Plan 1 명 기준

메트릭	값
ARPU (월)	49,900 원
COGS	12,000 원 (무제한 사용)
Gross Margin	37,900 원 (76%)
LTV (12 개월)	598,800 원
LTV:CAC	199.6:1

6.5 확장 전략

Phase 1: 한국 기초디자인 (Y1-Y2) - Primary: 학원 미이용 학생 30,000 명 - Secondary: 학원 보조 학생 40,000 명 - 목표: MAU 25,000 명 (Y2)

Phase 2: 수평 확장 (Y2-Y3) - 기초디자인 → 기초소양 (서울대/이대 준비생) - 기초디자인 → 제품디자인/공예 (실기 전형 확대) - 목표: MAU 100,000 명 (Y3)

Phase 3: 국제 확장 (Y3+) - 일본 미술 입시 (70,000-80,000 명/년) - 싱가포르, 대만 (소규모 테스트) - 목표: 국제 MAU 50,000 명 (Y4)

5.2 Unit Economics (Year 1)

메트릭	값	계산
ARPU (월)	2.5 만원	$\text{Free } 40\% \times \$0 + \text{Basic } 40\% \times 1.99 \text{ 만원} + \text{Premium } 20\% \times 4.99 \text{ 만원}$

메트릭	값	계산
CAC	3,000 원	광고 비용 \$1,000 / 신규 가입자 333 명
LTV (12 개월)	30 만원	ARPU × 12 × 1.0 (Churn 0% 가정, 초기)
LTV:CAC	100:1	30 만원 / 3,000 원 → 우수 사업성
Payback Period	1.2 개월	CAC 3,000 / ARPU(월) 2.5 만 = 1.2 개월
Gross Margin	72%	(ARPU - AI API Cost - 인프라) / ARPU
Monthly Burn	1,500 만원	팀 월급(5 명) 2,000 + 마케팅 500 + 인프라 500
Break-even MAU	6,000 명	월 번(1,500 만) / Gross Margin per user

5.3 Revenue Projections

Year 1 (12 개월)

월	MAU	Conversion Rate	Basic %	Premium %	MRR	ARR
M1-2	200	10%	50%	50%	50 만	600 만
M3-4	500	12%	50%	50%	120 만	1,440 만
M5-6	1,500	15%	55%	45%	400 만	4,800 만
M7-9	3,000	18%	60%	40%	800 만	9,600 만
M10-12	5,000	20%	65%	35%	1,250 만	15,000 만
Year 1 Total	5,000	-	-	-	1,250 만	8 억원

Year 2-3 Projections

Year	MAU	Churn (월)	MRR	ARR	Notes

Year	MAU	Churn (월)	MRR	ARR	Notes
Y2	25,000	8%	6,000 만	72 억	Premium 확대 + B2B2C 시작
Y3	100,000	10%	15,000 만	180 억	국제 확대 (일본/싱가포르)

7. Competitive Advantage: 경쟁 우위

7.1 핵심 차별화 포인트

관점	경쟁사	DesignMate
데이터	0에서 수집 시작	226,695 행 입시 DB 즉시 활용 (NeoPrime)
실기 평가	없음 또는 주관적	Vision AI 정량화 (0-100 점, 5 개 지표)
입시 통합	성적만 또는 실기만	성적 + 실기 통합 예측
피드백	추상적 또는 없음	fixScope 우선순위화 + 구체적 액션
가격	월 50-150 만원 (학원)	월 2-5 만원 (97% 저렴)
접근성	오프라인, 지역 편차	온라인 24/7, 전국

7.2 Moat (진입장벽)

Moat 1: Vision AI + 입시 DB 결합 (기술적) - dysapp 3-Layer 프레임 + NeoPrime 입시 데이터 통합 - 단순 AI 평가가 아닌, “입시 통계 기반 라인 추정” - 경쟁사가 따라하려면: 1. Vision AI 모델 훈련 (6 개월+) 2. 입시 데이터 수집 (2 년+) 3. 두 데이터의 상관관계 모델링 (6 개월+) - **총 3년 이상 소요** → 강력한 First Mover Advantage

Moat 2: 학생 행동 데이터 축적 (데이터) - 매 분석마다 축적: 작품 이미지 + 메트릭 + fixScope + 성장 궤적 - 벡터 DB 구축 (1408-dim embedding) - 시간이 지날수록 예측 정확도 ↑: - Y1: 70% (초기, 소규모 데이터) - Y2: 80% (MAU 25,000, 중간 규모) - Y3: 85%+ (MAU 100,000, 대규모) - 네트워크 효과: 사용자 ↑ → 데이터 ↑ → 정확도 ↑ → 신규 사용자 ↑

Moat 3: 입시학원 파트너십 (B2B2C) - 학원 강사용 API 제공 → 학생 자연 유입 - Revenue Share (20%) → 학원과 Win-Win - 학원-학생 양쪽 Lock-in 효과 - **Sticky**: 학생이 학원과 DesignMate 동시 사용 → 이탈률 ↓

Moat 4: dysapp 기술 자산 (기술적) - fixScope로직 (StructureRebuild vs DetailTuning) - 3-Layer 디자인 평가 프레임워크 - 이미 검증된 프롬프팅 전략 - **Time to Market**: dysapp 이식 → 개발 시간 30% 단축

7.3 Competitive Landscape

직접 경쟁사 (Direct)

경쟁사	포지셔닝	강점	약점	DesignMate 우위
진학사	성적 기반 입시 분석	수십 년 데이터, 브랜드 신뢰도	실기 평가 없음, 디자인 요소 미반영	Vision AI 실기 분석 + 통합 예측
메가스터디	종합 입시	강사	예체능	저비용, 실시간 AI 피드백
입시 연구소	컨설팅	네트워크, 오프라인 강점	실기 약함, 고비용	

간접 경쟁사 (Indirect)

경쟁사	포지셔닝	강점	약점	DesignMate 우위
오르비/디시 커뮤니티	무료 정보 공유	활발한 커뮤니티, 정보 풍부	비체계적, 정량화 AI 평가, 신뢰도 낮음, 피드백 불가	체계적 피드백
기초디자인	강사 밀착 지도	강사	월 50-	월 2-5 만원 (97% 저렴), 24/7

경쟁사	포지셔닝	강점	약점	DesignMate 우위
학원		경험, 실시간 피드백	150 만원, 접근성 낮음, 지역 편차	
dysapp	일반 디자인 평가 AI	3-Layer 프레임, Vision AI	입시 콘텍스트 없음, B2B 전용	입시 DB 연동, 대학 라인 추정, B2C

대체재 (Substitute)

대체재	학생 현재 행동	한계	DesignMate 대체 가치
개인 강사	시간당 8-15 만원	고비용,	무제한 AI 피드백, 저비용
레슨		횟수 제한	
온라인 강의 (유튜브)	무료 영상 시청	일방향, 개인화 없음	개인 작품 분석, 맞춤 피드백
합격작 분석 (자가 학습)	합격작 보고 모방	체계 없음, 추상적	구체적 액션 플랜, 우선순위화

7.4 SWOT 분석

구분	항목	상세 내용
STRENGTH(강점)	dysapp 기술 자산의 즉시 이식	fixScope 로직, 3-Layer 프레임워크, Vision AI 프롬프팅 전략 이미 검증됨, 개발 시간 30% 단축 가능
	NeoPrime 입시 DB	실제 합격 데이터 즉시 활용, 경쟁사

구분	항목	상세 내용
	226,695 행	대비 2 년+ 데이터 수집 우위, 정확한 대학 라인 추정 가능
	팀의 도메인 전문성	디자인(dysapp) + AI(Gemini) + 입시(NeoPrime) 3 가지 도메인 전문성 보유, 경쟁사가 쉽게 따라올 수 없는 Know-how
	저비용 고품질	월 2-5 만원으로 학원 수준 피드백 제공, 학원 대비 97% 저렴, 비용 민감 고객 공략
WEAKNESS(약점)	입시 DB 초기 규모	NeoPrime 데이터 200 명 수준 → Y1에 3,000+ 확충 필요, 기초디자인 특화 데이터 부족 가능성
	한정	
	일회성 사용 패턴	입시 준비 기간 4-10 주 → Churn 높을 가능성 (월 8-10%), LTV 제한적, 재구매 없음
	학원 채택 불확실성	학원이 학생에게 DesignMate 추천할지 불명, 학원 자체 도구로 인식할 위험, B2B2C 확장 속도 예측 어려움
OPPORTUNITY(기회)	예체능 실기 AI 시장	수능 AI 는 포화(서울린, 바이브온), 실기 평가 AI 는 0%, DesignMate = First Mover, 2-3 년 선점 기회
	공백	
	저비용 대안 수요 급증	학원 비용 월 50-150 만원 부담, 재수/3 수 누적 비용 압박, 지방 학생 온라인 솔루션 수요
	일본/아시아 확장 가능성	일본 미술 입시 70,000-80,000 명/년, 중국 예술 수험생 수백만명, 한국 PMF 검증 후 즉시 진출

구분	항목	상세 내용
THREATS(위협)	B2B2C 확장	학원 API 제공 → 학생 자연 유입, Revenue Share로 Win-Win, 800-1,000 개 학원 잠재 파트너
	진학사의 실기 모듈 추가	기존 브랜드 + 실기 AI 결합 시 강력한 경쟁자, 자본력 우위로 빠른 추격 가능, 2-3년 내 진입 예상
	학원의 자체 도구 개발	대형 학원 자체 AI 평가 도구 개발 가능, DesignMate의 B2B2C 전략 위협, M&A 또는 경쟁
	수능 응시자 감소	학령인구 감소 (-1.5%/년), 미술 응시자 감소 압력, TAM 축소 위험
	AI 평가 신뢰도 논란	“AI가 디자인을 제대로 평가할 수 있나?” 회의, 초기 정확도 낮을 시 평판 리스크, 지속적 품질 개선 필수

8. Financial Projections: 재무 예측

8.1 수익 예측 (12 개월)

Base Case 시나리오

모듈	MAU	플랜 분포	월 ARPU	MRR	ARR
Free	2,000 명	40%	0 원	0 원	0 원
Basic	2,000 명	40%	19,900 원	3,980 만원	4.8 억원
Premium	1,000 명	20%	49,900 원	4,990 만원	6 억원
Academy	-	-	-	400 만원	4,800 만원 (10 개월)
합계 (Y1)	5,000 명	-	-	9,370 만원	11.3 억원

Year 2-3 Projections

Year	MAU	Free %	Basic %	Premium %	MRR	ARR
Y1	5,000	40%	40%	20%	9,370 만	11.3 억
Y2	25,000	35%	45%	20%	6 억	72 억
Y3	100,000	30%	50%	20%	15 억	180 억

8.2 비용 구조 (월간, Year 1 기준)

항목	월 비용	연 비용
AI API 비용	1,400 만원	1.7 억원
└ Gemini Vision (MAU 5,000 × 10 회)	1,000 만원	1.2 억원
└ Gemini Chat (MAU 3,000 × 50 메시지)	300 만원	0.36 억원
└ Embedding (MAU 5,000 × 10 회)	100 만원	0.12 억원
인프라 (GCP)	300 만원	0.36 억원
└ Cloud Functions	100 만원	
└ Firestore	80 만원	
└ Cloud Storage	70 만원	
└ BigQuery	50 만원	
인건비 (팀 5 명)	2,000 만원	2.4 억원
마케팅 & PR	500 만원	0.6 억원
기타 (SaaS 도구, 법무)	200 만원	0.24 억원
합계	4,400 만원	5.3 억원

8.3 단위 경제 (Unit Economics)

Basic Plan 1 명 기준: - 월 ARPU: 19,900 원 - 월 COGS: 5,600 원 (AI API 3,000 + 인프라 1,600 + 마케팅 할당 1,000) - 월 Gross Profit: 14,300 원 - **Gross Margin: 72%**

CAC & LTV: - CAC: 3,000 원 (Google Ads + 커뮤니티) - LTV (12 개월): 238,800 원 ($19,900 \times 12$, Churn 0% 가정) - **LTV:CAC = 79.6:1 (우수)** - **Payback Period = 1.2 개월**

8.4 손익분기점

고정비용: 월 2,500 만원 (인건비 + 인프라 기본)

변동비용: 사용자당 월 5,600 원 (AI API 사용량 기반)

손익분기점:

월 수익 = 월 비용

$$MAU \times ARPU \times Conversion\% \times Gross Margin = \text{고정비} + \text{변동비}$$

계산:

$$MAU \times 19,900 \times 40\% \times 0.72 = 25,000,000 + (MAU \times 5,600)$$

$$MAU \times 5,731 = 25,000,000 + (MAU \times 5,600)$$

$$MAU \times 131 = 25,000,000$$

$$MAU = 191,000 \text{ 명... (잘못된 계산)}$$

다시:

$$\text{손익분기 MAU} = \frac{\text{고정비}}{ARPU \times Conversion\% \times Gross Margin - \text{변동비}}$$

$$= \frac{25,000,000}{(19,900 \times 0.4 \times 0.72) - 5,600}$$

$$= \frac{25,000,000}{(5,731) - 5,600}$$

$$= \frac{25,000,000}{131}$$

$$\approx 191,000 \text{ 명... (비현실적)}$$

재계산 (올바른 방식):

$$\text{손익분기 유료 사용자} = \frac{\text{고정비}}{(ARPU \times Gross Margin - \text{변동비 할당})}$$

$$= \frac{25,000,000}{(19,900 \times 0.72) - 5,600}$$

$$= \frac{25,000,000}{(14,328) - 5,600}$$

$$= \frac{25,000,000}{8,728}$$

$$\approx 2,865 \text{ 명 (유료 사용자)}$$

MAU 기준 (Conversion 40%):

$$= 2,865 / 0.4 = 7,162 \text{ 명}$$

손익분기점: MAU 약 7,200 명 (유료 사용자 2,900 명)

예상 달성 시점: Month 7-8 (Base Case)

8.5 시나리오별 재무 예측 (3년)

핵심 가정

가정	값	비고
Free → Basic 전환율	40%	Year 1 기준
Basic → Premium 업그레이드	25%	Year 1 기준
월간 이탈률 (Churn)	8%	Year 1, 입시 시즌 특성
CAC	3,000 원	Google Ads + 커뮤니티
Gross Margin	72%	AI API + 인프라 제외

Best Case 시나리오

항목	Year 1	Year 2	Year 3
MAU	8,000 명	40,000 명	150,000 명
유료 사용자	3,200 명	16,000 명	60,000 명
ARPU (월)	3 만원	3.5 만원	4 만원
MRR	9,600 만원	5.6 억원	24 억원
ARR	11.5 억원	67.2 억원	288 억원
COGS	3.2 억원	20.2 억원	90.2 억원
Gross Profit	8.3 억원	47 억원	197.8 억원
Operating Expenses	6 억원	25 억원	80 억원
EBITDA	2.3 억원	22 억원	117.8 억원
마진률	20%	33%	41%

Base Case 시나리오

항목	Year 1	Year 2	Year 3
MAU	5,000 명	25,000 명	100,000 명

항목	Year 1	Year 2	Year 3
유료 사용자	2,000 명	10,000 명	40,000 명
ARPU (월)	2.5 만원	3 만원	3.5 만원
MRR	5,000 만원	3 억원	14 억원
ARR	6 억원	36 억원	168 억원
COGS	1.7 억원	10.8 억원	53.8 억원
Gross Profit	4.3 억원	25.2 억원	114.2 억원
Operating Expenses	5.3 억원	20 억원	60 억원
EBITDA	-1 억원	5.2 양원	54.2 억원
마진률	-17%	14%	32%

Worst Case 시나리오

항목	Year 1	Year 2	Year 3
MAU	2,000 명	10,000 명	40,000 명
유료 사용자	800 명	4,000 명	16,000 명
ARPU (월)	2 만원	2.5 만원	3 만원
MRR	1,600 만원	1 억원	4.8 억원
ARR	1.9 억원	12 억원	57.6 억원
COGS	0.5 억원	3.6 억원	19.2 억원
Gross Profit	1.4 억원	8.4 억원	38.4 억원
Operating Expenses	5.3 억원	18 억원	50 억원
EBITDA	-3.9 억원	-9.6 억원	-11.6 억원
마진률	-205%	-80%	-20%

Worst Case 해석: - Year 1-2: 손익분기점 미달, 추가 펀딩 필요 - Year 3: 여전히 적자 → 비즈니스 모델 재검토 필요

시나리오별 주요 지표 비교

지표	Best Case	Base Case	Worst Case
Year 1 ARR	11.5 억원	6 억원	1.9 억원
Year 2 ARR	67.2 억원	36 억원	12 억원
Year 3 ARR	288 억원	168 억원	57.6 억원
Year 3 마진률	41%	32%	-20%
Year 3 누적 이익	142 억원	58 억원	-25 억원

핵심 리스크: Worst Case 시 Year 3에도 흑자 전환 실패 → MAU 25,000 명 이상 확보가 필수

8.6 Cash Flow 분석

Year 1 월별 Cash Flow (Base Case)

월	MAU	MRR	비용	Cash Flow	누적
M1-2	200	500 만	4,400 만	-3,900 만	-3,900 만
M3-4	500	1,250 만	4,400 만	-3,150 만	-7,050 만
M5-6	1,500	3,750 만	4,400 만	-650 만	-7,700 만
M7-9	3,000	7,500 만	4,600 만	+2,900 만	-4,800 만
M10-12	5,000	12,500 만	5,000 만	+7,500 만	+2,700 만
Y1 Total	5,000	-	-	-	+2,700 만

손익분기점 달성: Month 7-8

9. Go-to-Market Strategy: 시장 진입 전략

9.1.1 차 전략: Beta 검증 (Month 1-3)

단계	활동	목표
----	----	----

단계	활동	목표
Phase 1-1	오르비/디시 커뮤니티 소프트 론칭, 무료 Beta 100 명 선착순 모집	초기 사용자 확보
Phase 1-2	주 1 회 피드백 수집 (10 명 Focus Group), 제품 개선 반복 (주 1 회 릴리스)	Product-Market Fit 검증
Phase 1-3	NPS 60+ 달성, 사용자 인터뷰 정리, Beta v1.0 출시	PMF 확인

채널 전략 (Month 1-3)

채널	방법	예상 효과
오르비 (입시 커뮤니티)	자연 노출 게시글, 후기 공유	MAU 100-200 명 유입
디시 미대 갤러리	소개 게시글, 작품 분석 예시	MAU 50-100 명 유입
인스타그램	#기초디자인 #미대입시 해시태그	인지도 상승
학원 강사 네트워크	창립자 개인 관계 활용	신뢰도 확보, 초기 피드백

9.2.2 차 전략: Soft Launch (Month 4-6)

단계	활동	목표
Phase 2-1	Basic 플랜 론칭 (19,900 원/월), Free → Basic 전환 캠페인	Conversion 40% 달성
Phase 2-2	오르비 협찬 배너, 유튜브 입시 채널 협업 (기초디자인)	MAU 500-1,000 명

단계	활동	목표
Phase 2-3	준비 팀) NPS 70+ 달성, 첫 합격 사례 수집 (2026년 입시 결과)	브랜드 신뢰도

채널 전략 (Month 4-6)

채널	방법	예상 비용	예상 효과
오르비 협찬	배너 광고 (월 50 만원)	300 만원	MAU 200-300 명
유튜브 협업	입시 채널 3 곳 콜라보	200 만원	MAU 100-200 명
TikTok	#기초디자인 해시태그, 챌린지	100 만원	인지도, 바이럴
학원 Ambassador	강사 수수료 5% 제공	변동비	학생 자연 유입

9.3 3 차 전략: Scaling (Month 7-12)

단계	활동	목표
Phase 3-1	Premium 플랜 론칭 (49,900 원/월), Google Ads 캠페인 시작	MAU 3,000-5,000 명
Phase 3-2	진학사 파트너십 (배너 삽입), 기초디자인 학원 B2B 계약 (20-30 개월)	B2B2C 확장
Phase 3-3	첫 합격생 케이스 스터디 발표, 입시 설명회 부스 운영 (대학로 3 회)	브랜드 레퍼런스

채널 전략 (Month 7-12)

채널	방법	예상 비용	예상 효과
Google Ads	“미술 입시”, 월 200 만원		MAU 500-800 명

채널	방법	예상 비용	예상 효과
	“기초디자인” 키워드		
진학사	배너 광고 + API	월 100 만원	MAU 300-500 명, 신뢰도 ↑
파트너십	연동		
학원 B2B	20-30 개 학원 계약	변동비 (Revenue Share)	MAU 1,000-1,500 명
오프라인 부스	입시 설명회 (3 회)	500 만원	브랜드 인지도

9.4 바이럴 계수 목표

Viral Loop 설계

단계	액션	인센티브	기대 효과
1. 분석 완료	학생이 작품 분석 완료	-	-
2. 공유 버튼	“내 작품 분석 결과 공유하기”	1 회 무료 분석 제공	SNS 확산
3. 친구 초대	초대 링크 생성	초대자/피초대자 각 1 회 무료 분석	네트워크 효과
4. 학원 추천	학원 강사가 학생에게 추천	강사 5% 수수료	B2B2C 확장

목표 Viral Coefficient: - M1-3: 0.1 (10 명 중 1 명 초대) - M4-6: 0.15 (자연 확산 시작) - M7-12: 0.2 (입소문 확산)

10. Team & Ask: 팀과 요청사항

10.1 팀 구성 (필요)

초기 팀 5 명

역할	인원	월급	필요 경험
CEO/Product Manager	1 명	500 만원	에듀테크 창업 경험, 입시 도메인, UX/UI 감각
CTO	1 명	600 만원	AI/ML, Firebase/GCP, dysapp 기술 이식
Frontend Engineer	1 명	500 만원	React, TypeScript, Next.js 14, Tailwind
Backend/ML Engineer	1 명	550 만원	Cloud Functions, BigQuery, Gemini API
Growth/Data Analyst	1 명	400 만원	퍼포먼스 마케팅, BigQuery, 입시 DB 구축
총 5 명		2,550 만원	

확장 계획 (Year 1)

시기	직책	목적
M4	Backend Engineer	Cloud Functions 확장, API 안정화
M7	Customer Success	사용자 지원, NPS 관리
M9	Product Designer	디자인 시스템, UI/UX 고도화
M13 (Y2)	Senior ML Engineer	예측 모델 정확도 향상, Vertex AI 연동

10.2 자금 필요액 (6 개월)

항목	금액 (억원)
팀 비용 (2,550 만원 × 6 개월)	1.53 억원
제품 개발	
└ dysapp 기술 이식	0.30 억원
└ 입시 DB 연동 모델	0.50 억원
└ 모바일 앱 (선택)	0.30 억원
└ QA & 테스트	0.15 억원
마케팅 & PR	
└ 커뮤니티 (오르비, TikTok)	0.40 억원
└ Google Ads	0.30 억원
└ 인플루언서 협업	0.25 억원
인프라 비용 (AI API + GCP, 6 개월)	0.60 억원
운영 & 법무	0.30 억원
예비 (10%)	0.46 억원
총 필요자금	5.09 억원

10.3 Ask: 펀딩 요청

Seed Round 목표: 5-7 억원

용도: - 팀 구성 및 6 개월 운영비 - MVP 개발 (dysapp 이식 + 입시 DB 연동) - 초기 마케팅 (MAU 1,000-5,000 명 확보) - 6 개월 AI API 비용

투자자 대상: - 에듀테크 VC (스마일게이트 인베스트먼트, 크래들펀드) - B2C SaaS 전문 VC (본엔젤스, 프라이머) - AI 스타트업 투자자 (네이버 D2SF, 카카오벤처스)

기대 효과: - 6 개월 내 MAU 1,000 명, MRR 2,500 만원 - 12 개월 내 MAU 5,000 명, ARR 11 억원 - 18 개월 내 Series A 준비 (MAU 25,000 명 목표)

10.4 Exit Strategy

예상 Exit 시나리오 (3-5 년)

시나리오	타겟	예상 밸류에이션	시점	확률
전략적 M&A	진학사, 메가스터 디, 바이브온	200-350 억원	3-4 년	45%
EdTech VC 시리즈 B+	스마일게 이트, 본엔젤스	150-250 억원	2-3 년	35%
NeoPrime 통합	NeoPrime 과 합병	100-200 억원	2-3 년	20%

전략적 M&A 시나리오

잠재 인수자 1: 진학사 - 현재 포지션: 입시 분석 1 위, 성적 기반 라인 추정 - 인수 동기: 실기 평가 모듈 추가, 예체능 시장 진입 - 시너지: 성적 분석 + 실기 AI = 완전한 입시 솔루션 - 예상 밸류에이션: 300-350 억원 (Year 3 ARR 168 억원 × 1.8-2.0x)

잠재 인수자 2: 메가스터디 - 현재 포지션: 종합 입시 교육 플랫폼 - 인수 동기: AI 포트폴리오 확장, 예체능 세그먼트 강화 - 시너지: 메가스터디 브랜드 + DesignMate AI - 예상 밸류에이션: 250-300 억원 (Year 3 ARR 168 억원 × 1.5-1.8x)

잠재 인수자 3: 바이브온 - 현재 포지션: 생기부·학종 AI, 12 억+ 투자, 20 만 가입자 - 인수 동기: 실기 평가 AI 추가, 입시 전 영역 커버 - 시너지: 생기부 AI + 실기 AI = 종합 입시 AI - 예상 밸류에이션: 200-250 억원 (Year 3 ARR 168 억원 × 1.2-1.5x)

잠재 인수자 4: NeoPrime (내부 통합) - 현재 포지션: B2B 예체능 입시 AI (학원 타겟) - 통합 동기: B2B + B2C 완전한 에코시스템 - 시너지: 학원(NeoPrime) + 학생(DesignMate) = 전체 시장 장악 - 예상 밸류에이션: 100-200 억원 (전략적 가치)

M&A 타임라인: - Year 2: 초기 접촉 시작 (MAU 25,000 명 달성 시) - Year 3: 본격 협상 (ARR 168 억원 달성 시) - Year 3-4: 인수 완료

10.5 핵심 팀 역할 (TBD)

CEO/Product Manager: - 필요 경험: 에듀테크 B2C 경험, 입시 도메인 이해, 제품 기획 -
이상적 프로필: 입시 스타트업 출신, UX/UI 감각, 학생 커뮤니티 이해 - 우선순위: P0

CTO: - 필요 경험: AI/ML 프로덕트 경험, Firebase/GCP 전문, dysapp 코드베이스 이해 -
이상적 프로필: 스타트업 CTO 경험, Gemini API 실무, 서비스 아키텍처 - 우선순위: P0

Growth Lead: - 필요 경험: B2C SaaS 그로스 해킹, 퍼포먼스 마케팅, 데이터 분석 - 이상적
프로필: 에듀테크 그로스 경험, BigQuery/GA4, Viral Loop 설계 - 우선순위: P1 (M4 채용)

11. Roadmap: 개발 실행 계획

11.1 전체 로드맵 개요

[3-Phase 개발 전략]

Phase	기간	목표	주요 기능	MAU 목표
Phase 1: MVP	Week 1-6	PMF 검증	작품 분석 + 대학 라인 추정	100-200 명
Phase 2: Core Features	Week 7-12	핵심 기능 완성	AI 멘토 챗봇 + 성장 추적	1,000 명
Phase 3: Scaling	Week 13-24	수익화 & 확장	B2B2C + Premium + 모바일	5,000 명

11.2 Phase 별 Roadmap

Phase 1: MVP (Week 1-6, 6 주)

Week 1-2: Infra Setup

- └ Firebase 프로젝트 구성 (nam5, asia-northeast3)
- └ Firestore Collections 스키마 정의
- └ BigQuery 데이터셋 생성
- └ Cloud Functions 기본 설정

Week 3-4: Core Analyze Function

- └ Gemini Vision 연동 (기초디자인 프롬프트)
- └ fixScope 규칙 구현
- └ Embedding 파이프라인
- └ AnalysisDocument 저장

Week 5-6: Frontend + Launch

- └ Next.js 프로젝트 세팅
- └ 분석 결과 화면 (UI)
- └ Firebase Auth 연동
- └ Internal Beta (10 명)

Phase 2: Chat + Prediction (Week 7-12, 6 주)

Week 7-8: AI Mentor Chat

- └ Gemini 2.5 Flash 연동
- └ fixScope 별 System Prompt 구분
- └ Chat UI + streaming
- └ Session 저장

Week 9-10: University Prediction

- └ BigQuery 입시 DB 구축 (NeoPrime 데이터)
- └ 로지스틱 회귀 모델
- └ UniversityPrediction API
- └ 대학 라인 카드 UI

Week 11-12: Polish + Beta v0.5

- └ 성능 최적화 (응답시간 < 10 초)
- └ Error handling
- └ 사용자 피드백 반영
- └ Soft Launch (200 명)

Phase 3: Growth + Moat (Week 13-24, 12 주, M4-M6)

Week 13-16: Growth Features

- |— 성장 대시보드 (곡선, 비교)
- |— 벡터 검색 (유사 합격작)
- |— 공유 기능 (SNS)
- |— 순위표 (Realtime DB)

Week 17-20: Monetization

- |— Stripe 결제 연동
- |— 구독 관리 (Basic, Premium)
- |— 메일 자동화 (갱신, 우클갱신)
- |— Retention 분석 대시보드

Week 21-24: B2B Beta

- |— Academy API 설계 (학원 강사용)
- |— 학원 대시보드 프로토타입
- |— 3 개 학원 파일럿
- |— Revenue share 계약

Phase 4: Scaling (M7-12)

M7-8: Product Expansion

- |— 모바일 앱 (iOS/Android, React Native)
- |— Figma 플러그인 (초안 단계)
- |— 예측 모델 고도화 (정확도 75% → 85%)
- |— 국제화 준비 (일본어 지원)

M9-10: Marketing Acceleration

- |— Google Ads 캠페인 시작
- |— 진학사 파트너십 (배너 노출)
- |— 기초디자인 학원 20+ 계약
- |— 입시 설명회 부스 (15 개 대학)

M11-12: Analytics & Retention

- |— 이탈 학생 분석 (Churn RCA)

- └ 프리미엄 전환율 최적화 (A/B 테스트)
- └ NPS 개선 프로그램
- └ 해외 시장 진출 최종 검토

11.2 Key Milestones

마일스톤	목표 시기	성공 지표
Beta 론칭	M2	50 명 가입, NPS 50+
Product-Market Fit	M4	1,000 명 사용자, NPS 70+
첫 손익분기점	M6	MRR \$10K (약 1.3 억)
Series A 준비	M12	MAU 5,000 명, MRR \$100K
국제 확대 (일본)	M15	일본 시장 50,000 명 목표

부록

부록 A. 디자인 평가 메타데이터 상세

5 개 핵심 지표 정의

1. 밀도 (Density Score, 0-100)

정의: 캔버스 내 정보/오브젝트의 채움 정도

점수 범위	수준	설명	입시 기준
0-30	공허함	정보 부족, 여백 과다, 오브젝트 1- 2 개	하위권 대학도 어려움
31-60	중간	개선 여지, 배치 단조로움	MID 라인
61-80	양호	적절한 배치, 여백 활용	HIGH 라인 (건대/동국대)

점수 범위	수준	설명	입시 기준
81-100	탁월	여백까지 설계, TOP 라인 (홍대/이대) 밀도와 호흡 균형	

측정 지표: - 오브젝트 밀도 (화면 대비 채움 비율) - 텍스처 풍부도 - 여백 활용도 - 정보량 (시각적 복잡도)

2. 형태력 (Shape Power Score, 0-100)

정의: 기본 도형을 정확하게 그릴 수 있는 능력

점수 범위	수준	설명	입시 기준
0-30	왜곡/파손	비례 심각한 오류, 원근 붕괴	불합격 위험
31-60	부정확	비례/원근 문제 있음	MID 라인
61-80	정확	기본 형태 정확, 구조 안정	HIGH 라인
81-100	고수준	정확성 + 표현력 결합	TOP 라인

측정 지표: - 원근법 정확도 - 비례 정확도 - 구조 안정성 - 선의 명확성

3. 완성도 (Completion Score, 0-100)

정의: 마감/디테일/밸런스의 완성 정도

점수 범위	수준	설명	입시 기준
0-30	미완성	스케치 수준, 마감 안 됨	불합격
31-60	기본 완성	마감 있으나 개선 여지	MID 라인
61-80	양호	전문성 보임, 디테일 충분	HIGH 라인
81-100	완벽	마감 완벽, 디테일 탁월	TOP 라인

측정 지표: - 마감 정도 - 디테일 수준 - 전체/부분 밸런스 - 톤 통일성

4. 정합성 (Coherence Score, 0-100)

정의: 주어진 문제를 얼마나 잘 이해하고 표현했는가

점수 범위	수준	설명	입시 기준
0-30	미이해	문제 이해 오류, 주제 이탈	불합격
31-60	기본 해석	부분적 오류, 표현 약함	MID 라인
61-80	정확 해석	문제 정확히 이해, 표현 명확	HIGH 라인
81-100	창의적 해석	정확성 + 독창성 결합	TOP 라인

측정 지표: - 주제 표현 정확도 - 컨셉 명확성 - 창의성 - 문제 해결 논리

5. 사고력 (Thinking Power Score, 0-100)

정의: 시각적 스토리텔링/문제해결능력

점수 범위	수준	설명	입시 기준
0-30	단순 재현	복제 수준, 의도 없음	하위권
31-60	기본 구성	구성 있으나 평범	MID 라인
61-80	의도 존재	시선 흐름, 강조 포인트 명확	HIGH 라인
81-100	고수준 커뮤니케이션	시각적 스토리텔링 탁월	TOP 라인

측정 지표: - 시선 유도 흐름 - 강조 포인트 - 계층 구조 - 컨셉 전달력

부록 E. NeoPrime vs DesignMate 비교

전략적 포지셔닝

[Two-Product Strategy: 학원(B2B) + 학생(B2C)]

구분	NeoPrime	DesignMate
제품 포지셔닝	학원 원장의 AI 비서	학생의 개인 AI 코치
타겟 페르소나	학원 원장/강사 (B2B)	입시 수험생 (B2C)

구분	NeoPrime	DesignMate
대학 라인	최상위권 (기초소양) 서울대/이대/국민대	중위권 (기초디자인) 건대/동국대/경희대/홍대
학생 수	학원당 200 명/년	전국 70,000 명/년
가격	월 400-600 만원 (Elite) 월 50-150 만원 (Standard)	월 2-5 만원 (구독)
BM 전략	희소성 기반 (지역별 1-3 곳)	확장성 기반 (무제한)
주요 기능	원장 스타일 학습주간 피드백 생성합격률 예측	Vision AI 작품 분석 대학 라인 추정 AI 멘토 챗봇
데이터	학원별 비밀 인텔리전스	공통 입시 DB + 개인 작품
수익 목표	Year 3: Elite 35 곳 = 연 450 억	Year 3: MAU 100,000 = 연 168 억

기술 스택 공통/차별 부분

공통 기술 (재사용 70%)

모듈	설명	NeoPrime	DesignMate
입시 DB	BigQuery 226,695 행 데이터	<input checked="" type="checkbox"/> 사용	<input checked="" type="checkbox"/> 사용 (동일 DB)
Theory Engine 패턴	합격 확률 계산 로직	<input checked="" type="checkbox"/> v3.0	<input checked="" type="checkbox"/> 패턴 재사용
BigQuery 인프라	데이터 저장 및 분석	<input checked="" type="checkbox"/> 사용	<input checked="" type="checkbox"/> 사용
버전 추적	engine_version, excel_version	<input checked="" type="checkbox"/> 사용	<input checked="" type="checkbox"/> analysis_version
테스트 인프라	pytest, Golden Case	<input checked="" type="checkbox"/> 9/9 통과	<input checked="" type="checkbox"/> 패턴 재사용

차별 기술 (DesignMate 고유)

모듈	기술	용도
Vision AI	Gemini 3 Pro Preview	작품 이미지 분석 (NeoPrime 없음)
fixScope	dysapp 로직 이식	StructureRebuild vs DetailTuning
Embedding	multimodalembedding@001	벡터 검색 (1408-dim)
Chat AI	Gemini 2.5 Flash	AI 디자인 멘토 (NeoPrime: 원장 스타일 학습)
Firestore	NoSQL 실시간 DB	B2C 사용자 관리 (NeoPrime: 학원별 DB)

시너지 효과

개발 효율성:

DesignMate 개발 시간 = 6 개월 (단독 개발 시)

NeoPrime 기술 재사용 = -30% (1.8 개월 절약)

실제 개발 시간 = 4.2 개월

운영 비용 절감:

공통 인프라 (BigQuery, GCP) = 월 200 만원

NeoPrime 단독 사용 시 = 월 500 만원

DesignMate 단독 사용 시 = 월 300 만원

통합 사용 시 = 월 600 만원 (개별 합계 800 만원 대비 25% 절감)

데이터 시너지:

NeoPrime 데이터 → DesignMate 입시 DB로 활용

DesignMate 학생 작품 데이터 → NeoPrime 평가 기준 고도화

양방향 데이터 흐름 → 두 제품 모두 정확도 향상

부록 A. 용어 정의

용어	정의
기초디자인	예술 대학 수학능력시험 중 실기전형의 기초 과목 (흑백 또는 컬러 드로잉/구성)
기초소양	최상위권 대학 (서울대, 이대 등) 수준의 기초디자인
밀도	캔버스 내 정보/오브젝트의 채움 정도
형태력	기본 도형을 정확하게 그리고 표현하는 능력
완성도	마감, 디테일, 전체 밸런스 수준
정합성	주어진 문제와 작품의 부합도
사고력	시각적 스토리텔링과 문제해결능력
fixScope	우선 개선 범위 (구조 재설계 vs 디테일 튜닝)
라인	대학/학과의 난이도 (TOP/HIGH/MID/LOW)
ARPU	Average Revenue Per User (사용자당 월평균 수익)
MAU	Monthly Active User
Churn	월간 이탈율

B. 기존 NeoPrime DB 맵핑 (입시 데이터)

```
// NeoPrime Student → DesignMate User 맵핑
interface UniversityDatabaseMapping {
    // NeoPrime에서 제공하는 입시 데이터
    neoPrimeStudent: {
        studentId: string;
        overallGrade: 'A' | 'A-' | 'B' | ...; // 평가 등급
        admissionProbability: number; // 합격 확률
        similarCases: StudentProfile[]; // 비슷한 학생들
    };
}
```

```

// DesignMate에서 추가하는 데이터
designmateAnalysis: {
  density_score: number;
  shape_power_score: number;
  completion_score: number;
  coherence_score: number;
  thinking_power_score: number;
};

// 결합된 예측 모델
combinedPrediction: [
  university: string;
  admissionProbability: number; // P(합격 | 성적, 작품 메트릭)
  reasoning: string;           // "성적 1등급 + 작품 75점 → 건대 70%"
];
}

```

C. dysapp 기술 이식 체크리스트

- Vision 프롬프트 (기초디자인 맞춤화)
- fixScope 규칙 (StructureRebuild vs DetailTuning)
- Embedding 파이프라인 (1408-dim)
- Chat System Prompts (고정형 → 동적 fixScope)
- Firestore 스키마 (analyses, chatSessions)
- Cloud Functions 구조 (analyzeDesign, chatWithMentor, searchSimilar)
- ⚠️ 입시 DB 구축 (NEW – NeoPrime 데이터 활용)
- ⚠️ University Prediction 모델 (NEW – 로지스틱 회귀)
- ⚠️ B2B API 설계 (NEW – 학원용)

D. 성공 지표 (OKR)

O1: 사용자 성장 - KR1.1: M6 까지 1,000 MAU 달성 - KR1.2: Viral Coefficient 0.15+ (자연
가입 20%+) - KR1.3: Retention Rate (Day 30) 40%+

O2: 제품 품질 - KR2.1: 분석 정확도 75%+ (실제 합격 데이터와 비교) - KR2.2: NPS 70+ 달성
(M4) - KR2.3: 응답 시간 < 10 초 (p99)

O3: 수익 달성 - KR3.1: M6 까지 MRR 2,500 만원 달성 - KR3.2: Premium 가입률 20%+ -
KR3.3: B2B 학원 계약 5 개+

부록 G. 케이스 스터디 템플릿

[2026 년 기초디자인 입시 Beta 케이스 스터디]

요약: - 기간: 2026년 3월 - 2026년 6월 (4개월, Beta 기간) - 대상: Beta 사용자 100명 -
결과 목표: 분석 정확도 75%, NPS 70+, 합격률 데이터 수집

문제 상황:

1. 실력 진단 불가

- Beta 사용자 조사: 90%가 “내 실력을 정량적으로 모른다”
- 학원 미이용 학생: “선생님 없이 혼자 준비하니 불안하다”
- 지방 학생: “서울 학생과 비교해서 어느 수준인지 모르겠다”

2. 대학 라인 추정 불가

- “성적은 2등급인데, 실기가 어느 정도면 건대 갈 수 있나?”
- 입시 정보 비대칭: 서울 vs 지방, 학원 vs 개인
- 근거 없는 지원 전략 → 실패 위험

3. 개선 방향 모호

- “완성도를 높이세요” → “어떻게?”
 - 우선순위 불명: “구도부터? 밀도부터?”
 - 4-10주 짧은 준비 기간 → 비효율
-

솔루션 도입:

Phase 1: Beta 론칭 (2026년 3월) - DesignMate 플랫폼 Beta 출시 - 100명 선착순 무료
Beta 모집 (오르비, 디시) - 작품 분석 기능 활성화

Phase 2: 사용자 피드백 (2026년 4월) - 주 1회 Focus Group 10명 - 분석 정확도 검증
(강사 평가와 비교) - fixScope로직 개선

Phase 3: 입시 예측 검증 (2026년 5월) - Beta 사용자의 대학 지원 추적 - 예측 확률 vs 실제 합격 비교 - 정확도 측정

Phase 4: 최종 검증 (2026년 6월) - 6월 입시 결과 수집 - 예측 정확도 분석 - 성공 케이스 정리

기대 결과:

정량적 목표:

지표	목표	측정 방법
분석 정확도	75%+	AI 평가 vs 강사 평가 비교 (RMSE < 10 점)
NPS	70+	Beta 사용자 설문 (월 1회)
응답 시간	< 10 초 (p95)	Cloud Functions 로그
Free → Basic 전환	40%+	가입 후 2주 내 전환율
합격률 검증	예측 정확도 70%+	실제 합격 여부와 비교

정성적 목표:

1. 학생 자신감 향상

- “내 실력이 어느 수준인지 명확히 알게 됨”
- “데이터 기반 라인 추정으로 지원 전략 수립”
- “구체적 액션 플랜으로 성장 방향 확실”

2. 학원 미이용 학생 만족

- “학원 안 다녀도 피드백 받을 수 있어서 좋음”
- “월 2 만원으로 충분한 가치”
- “24/7 접근 가능해서 편리”

3. 지방 학생 정보 격차 해소

- “서울 학생과 같은 정보 접근”
- “입시 DB 기반 객관적 평가”
- “온라인으로 충분히 준비 가능”

고객 증언 (예상):

“DesignMate 덕분에 내 실력이 75 점이라는 걸 알게 됐고, 건대 70% 합격 가능하다는 확신을 얻었어요. 구체적으로 ‘형태력 1 주 집중’이라는 액션 플랜을 받아서, 실제로 70→80 으로 올렸고, 최종 합격했습니다!”

— 김민준, 재수생, 건국대 디자인학과 최종 합격 (2026)

“학원을 못 다녀서 불안했는데, DesignMate 가 24 시간 멘토가 되어줬어요. 특히 fixScope 가 ‘DetailTuning’이라고 알려줘서, 구조 말고 마감에 집중했더니 2 주 만에 MID 에서 HIGH 라인으로 올라갔어요.”

— 이서연, 고 3, 경희대 산업디자인 최종 합격 (2026)

“부산에 살아서 서울 학원 못 다녔는데, DesignMate 로 충분히 준비했어요. 월 5 만원으로 무제한 피드백 받고, 성장 그래프로 실력 향상 확인하니까 자신감이 생겼어요. 최종 동국대 합격!”

— 박지훈, 3 수생, 부산, 동국대 디자인학부 최종 합격 (2026)

학습 포인트:

1. Vision AI 정확도가 핵심

- Beta 기간 중 강사 평가와 AI 평가 RMSE < 10 점 유지 필수
- 지속적인 프롬프트 튜닝 (주 1 회)
- 평가 기준 명확화 (Bauhaus/Swiss 이론 근거)

2. fixScope 로직의 효과성

- StructureRebuild vs DetailTuning 판별 정확도 중요
- 학생들이 “우선순위가 명확해졌다”고 느껴야 함

- Beta 에서 A/B 테스트 (fixScope 있음/없음)

3. 입시 DB 연동의 신뢰도

- “이 예측이 맞나?” 검증 필수
- 실제 합격 데이터와 비교 (2026년 6월)
- 정확도 75% 이상 달성 시 신뢰도 확보

4. 저비용의 가치 인식

- 월 2-5 만원이 “너무 저렴해서 의심” vs “적당한 가격” 사이
- Beta 무료 → Basic 전환 시 가격 저항 측정
- 학원 대비 97% 저렴함을 강조

5. Churn 관리

- 입시 종료 후 이탈 불가피 → “다음 후배에게 추천” 유도
- 합격 케이스 스타디로 브랜드 자산화
- 학원 B2B2C 로 지속 가능 수익 확보

부록 H. Exit Strategy

예상 Exit 시나리오 (3-5년)

시나리오	타겟	예상 밸류에이션	시점	확률
전략적 M&A	진학사, 메가스터 디, 바이브온	200-350 억원	3-4년	45%
EdTech VC 시리즈 B+	스마일게 이트, 본엔젤스	150-250 억원	2-3년	35%
NeoPrime 통합	NeoPrime 과 합병	100-200 억원	2-3년	20%

시나리오	타겟	예상 밸류에이션	시점	확률
	(내부)			

시나리오 1: 전략적 M&A

잠재 인수자 분석:

1. 진학사 - 현재 포지션: 입시 분석 1 위, 성적 기반 라인 추정 - 인수 동기: 실기 평가 모듈 추가, 예체능 시장 완전 커버 - 시너지: 성적 분석 (진학사) + 실기 AI (DesignMate) = 완전한 입시 솔루션 - 예상 밸류에이션: 300-350 억원 (Year 3 ARR 168 억 × 1.8-2.1x)

2. 메가스터디 - 현재 포지션: 종합 입시 교육, 온·오프라인 강점 - 인수 동기: AI 포트폴리오 확장, 예체능 세그먼트 강화 - 시너지: 메가스터디 브랜드 + DesignMate AI 기술 - 예상 밸류에이션: 250-300 억원 (Year 3 ARR 168 억 × 1.5-1.8x)

3. 바이브온 - 현재 포지션: 생기부·학종 AI, 12 억+ 투자, 20 만 가입자 - 인수 동기: 실기 평가 AI 추가, 입시 전 영역 커버 - 시너지: 생기부 AI + 실기 AI + 성적 분석 = 종합 입시 플랫폼 - 예상 밸류에이션: 200-250 억원 (Year 3 ARR 168 억 × 1.2-1.5x)

4. NeoPrime (내부 통합) - 현재 포지션: B2B 예체능 입시 AI (학원 타겟) - 통합 동기: B2B(학원) + B2C(학생) 완전한 에코시스템 구축 - 시너지: 학원(NeoPrime) → 학생(DesignMate) 자연 유입 - 학생(DesignMate) → 학원(NeoPrime) 데이터 피드백 - 공통 인프라 → 운영 비용 25% 절감 - 예상 밸류에이션: 100-200 억원 (전략적 가치, ARR 멀티플 낮음)

M&A 타임라인: - Year 2 M12: 초기 접촉 시작 (MAU 25,000 명 달성 시) - Year 3 M18: 본격 협상 (ARR 100 억+ 달성 시) - Year 3-4: 인수 완료

시나리오 2: EdTech VC 시리즈 B+

타겟 VC: - 스마일게이트 인베스트먼트: 바이브온 투자 이력, 에듀테크 전문 - 본엔젤스: B2C SaaS 전문, 빠른 의사결정 - 네이버 D2SF: AI 스타트업 선호, Gemini 활용 매력적

밸류에이션 근거: - ARR 멀티플: 5-10x (B2C SaaS 평균) - Year 2 ARR: 36 억원 (Base Case) - 예상 밸류에이션: 150-250 억원 (ARR × 4-7x)

타임라인: - Year 2 M12: Series A 유치 (20-30 억원) - Year 3 M18: Series B 검토 (ARR 100 억+ 달성 시)

시나리오 3: NeoPrime 통합(내부 전략)

통합 시나리오: - DesignMate 를 NeoPrime 의 B2C 사업부로 통합 - 통합 플랫폼: “NeoPrime Platform” - B2B: 학원 원장/강사 (Elite/Standard) - B2C: 학생 개인 (DesignMate) - 시너지: - 공통 입시 DB - 공통 인프라 (운영 비용 25% 절감) - 학원-학생 양방향 데이터 흐름

밸류에이션 (내부 평가): - DesignMate 단독: ARR 168 억 (Year 3) - NeoPrime 기여도: ARR 멀티플 0.6-1.2x (내부 거래) - 예상 밸류에이션: 100-200 억원

통합 타임라인: - Year 2 M12: 통합 검토 시작 - Year 3 M6: 통합 완료 (또는 독립 유지)

밸류에이션 근거

ARR 기준 멀티플: - B2C SaaS 평균: 5-10x - EdTech 평균: 3-7x - DesignMate 예상: 1.2-2.1x (초기 단계, B2C 불확실성)

비교 대상: - 바이브온: 생기부 AI, 20 만 가입자, 12 억+ 투자 - QANDA: AI 튜터링, 300 만 다운로드 - DesignMate 차별점: 실기 평가 AI 특화, 입시 DB 보유

부록 I. References

EdTech Market Research

AI in Education

Competitors

Design Theory

문서 정보 - 버전: 2.0 (디벨롭 완료) - 작성일: 2026-01-18 - 최종 업데이트: 2026-01-18 - 상태: 투자자 제출 준비 완료 - 검토자: NeoPrime 팀 - 승인자: TBD - 담당자: DesignMate 팀

END OF PRD