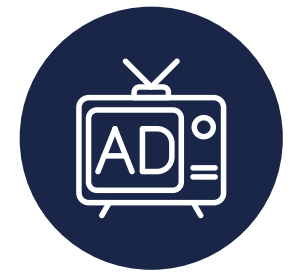




멀티모달 기반 VOD 추천·광고 시스템



목차

- 1 프로젝트 개요
 - 2 시스템 아키텍처 및 개발 환경
 - 3 하이브리드 VOD 추천 시스템
 - 4 영상 인식 기반 타겟팅 광고 시스템
 - 5 AI 네이티브 프론트엔드 및 검증 자동화
 - 6 Q&A 및 부록
-



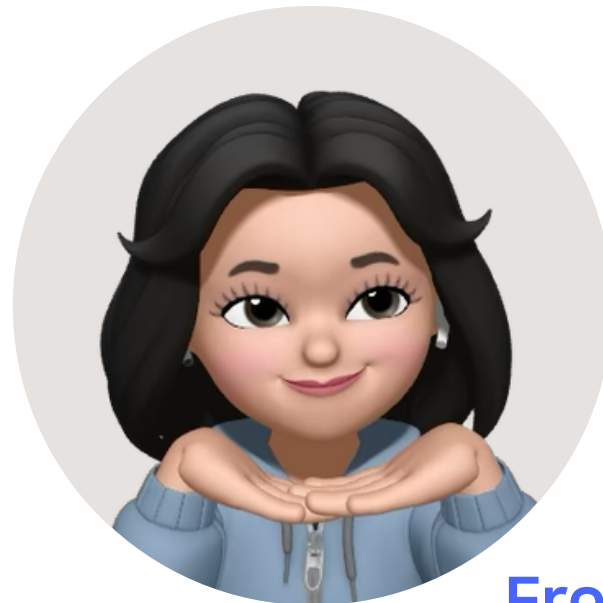
황대원 조장
Front-end / Back-end
기획 및 PM



신정윤
Back-end
행렬분해 추천엔진



이가원
Front-end / Back-end
UI/UX 디자인 및 추천엔진



박아름
Front-end / Back-end
맥락형 광고 시스템



최기문
Back-end
데이터 파이프 라인 및 데이터 분석

시장 배경에 따른 요구사항 정의

Core feature 01

하이브리드 VOD 추천 시스템



3-Layer 하이브리드 알고리즘

ALS 행렬 분해로 시청 패턴을 학습하고, CLIP 영상 임베딩(512D) + 메타데이터 임베딩(384D)으로 콘텐츠 유사도를 측정해, 개인화된 랭킹 리스트를 생성.

ML (CF)

DL (임베딩)

Hybrid(리랭킹)



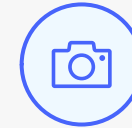
LLM 기반 감성 추천 문구

단순 목록 나열이 아닌, Gemma 2 9B가 K-Means 5개 사용자 세그먼트별 페르소나와 CLIP 시각 키워드를 결합하여 개인화된 감성 문구 자동 생성 및 출력

NLP (LLM)

Core feature 02

영상 인식 기반 광고 추천



AI 객체 인식 및 지역상품 매칭

VOD 영상 내 등장하는 음식/관광지를 YOLO·CLIP·STT·OCR 4종 모델로 인식하고, 음식은 제철장터 편성표와 실시간 매칭, 관광지는 Visit Korea 축제 데이터와 지역 매칭

DL (Vision)

STT

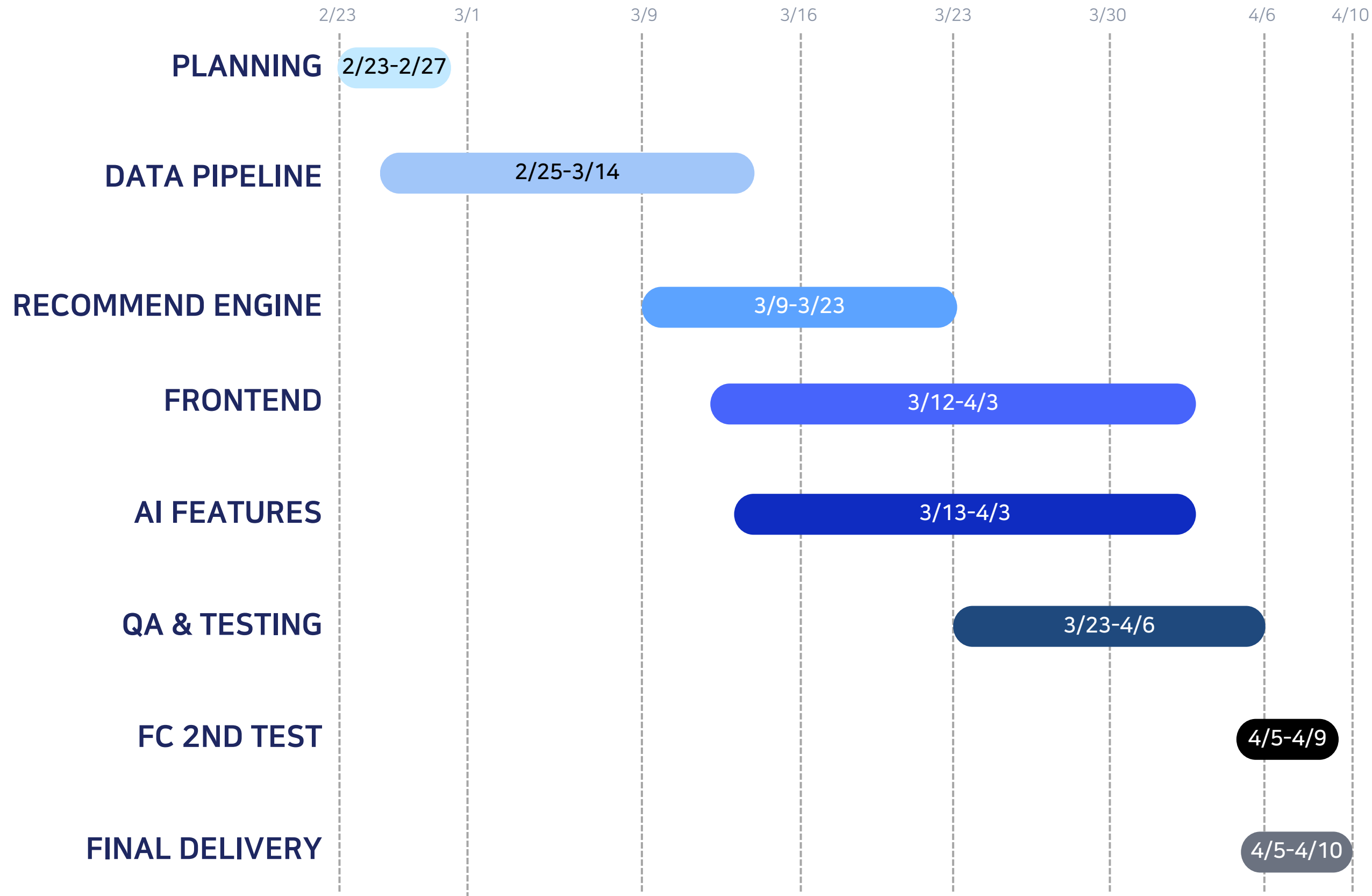
OCR



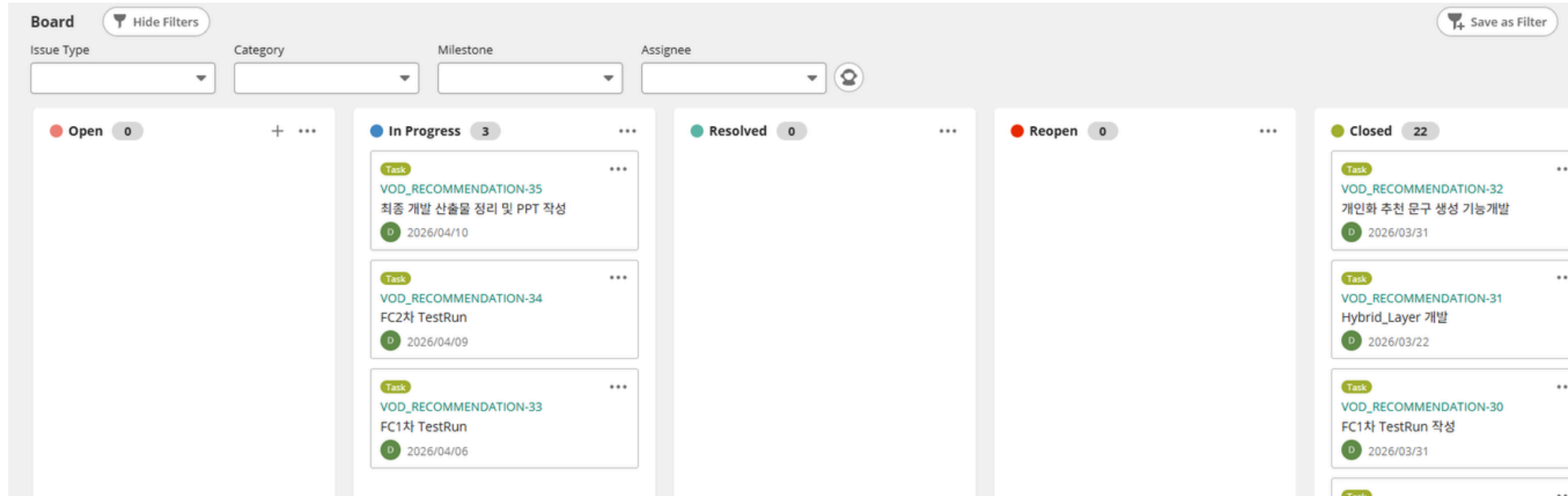
Seamless Commerce UI

TV 시청을 방해하지 않는 하단 팝업 UI로 광고 2종을 출력. 제철장터는 방송중/예정을 실시간 판별하여 채널 이동 또는 시청예약을 제공하고, 축제는 GIF 기반 지역 관광

프로젝트 타임라인



상세 업무 내용	
PLANNING 1. VOD 추천 서비스 기획안 작성 2. VPC 서버 구축 3. PostgreSQL + pgvector 환경 세팅	2/23-2/27
DATA PIPELINE 1. DB 스키마 설계 및 구축 2. VOD/User/Meta 벡터 임베딩 3. 포스터 수집 파이프라인 개발	2/25-3/14
RECOMMEND ENGINE 1. CF Engine (행렬분해 추천) 2. Vector Search (유사도 검색) 3. Hybrid Layer (리랭킹)	3/9-3/23
FRONTEND 1. FastAPI 백엔드 서버 개발 2. React/Next.js 프론트엔드 3. UI/UX 디자인 및 구현	3/12-4/3
AI FEATURES 1. Object Detection (음식/관광지) 2. Shopping Ad 연동 개발 3. 개인화 추천 문구 생성 (LLM)	3/13-4/3
QA & TESTING 1. 개발문서 최종 검토 2. TestRun 설계 및 작성 3. FC 1차 TestRun 실행	3/23-4/6
FC 2ND TEST 1. FC 2차 TestRun 실행 2. 버그 수정 및 안정화 3. 성능 최적화	4/5-4/9
FINAL DELIVERY 1. 최종 개발 산출물 정리 2. 발표 PPT 작성 3. 프로젝트 완료 보고	4/5-4/10



프로젝트 일정 관리

- 매주 회의록을 통해 협의한 주간 일정 등록
- 담당자별 작업 현황 실시간 갱신



GitHub 오후 5:50
Pull request opened by dhwang0803-gliitch

#147 feat(API_Server): TOP10 배너 rec_reason 추가 (tag_recommendation 기반) 변경사항 요약

- TOP10 배너에 rec_reason 필드 추가: GET /home/sections/{user_id} TOP10 섹션에서 tag_recommendation 의 tag_category / tag_value 를 조회하여 프론트엔드 정규식 규칙에 매칭되는 추천 이유 문구를 생성. vod_score DESC 정렬로 유저 최고 관련도 태그가 자동 선택됨
- 카테고리별 rec_reason 매핑: actor_lead → "OOO 님 작품", actor_guest → "OOO 배우 출연작", director → "OOO 감독 작품", genre/genre_detail → "OOO 장르", 폴백 → "취향 기반 추천". tag_category / tag_value 는 응답에서 제거(pop)하고 매핑된 문구만 노출

사후 영향 평가

영향 범위	내용	조치 필요 여부
자세히 표시		

dhwang0803-gliitch/dxshcool | 4월 1일 | 봇이 추가한 GitHub

Comment

1개의 댓글 4일 전



GitHub 오후 5:51
3 new commits pushed to main by dhwang0803-gliitch

Daewon Hwang has added an issue.

VOD_RECOMMENDATION-35 최종 개발 산출물 정리 및 PPT 작성

Issue Type	Assignee
Task	Daewon Hwang
Priority	Milestone
High	Req-001
Category	Version
Requirement	Req-001
Due Date	
2026/04/10	

vod_recommendation (VOD_RECOMMENDATION) | 봇이 추가한 Backlog

Change status More actions

Daewon Hwang has updated an issue.

VOD_RECOMMENDATION-35 최종 개발 산출물 정리 및 PPT 작성

Status
Open -> In Progress

vod_recommendation (VOD_RECOMMENDATION) | 봇이 추가한 Backlog

Change status More actions



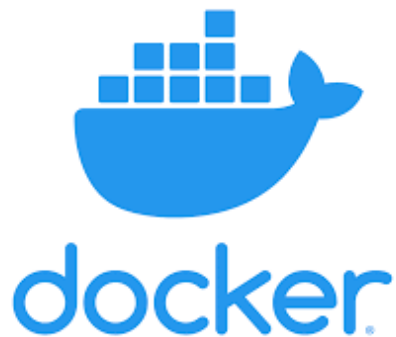
커뮤니케이션

- Backlog와 연동하여 담당자에게 분배된 일정 알림
- 담당자가 Slack에서 작업 현황 갱신 및 문의
- GitHub와 연동하여 PR 생성 시 리뷰어에게 알림
- PR 리뷰 결과 및 추가 협의 사항 논의 진행

Infra



Google Cloud



Backend

LLM

YOLO11

Gemma 3

FastAPI

PYTORCH

OpenAI



Frontend



UI



Database



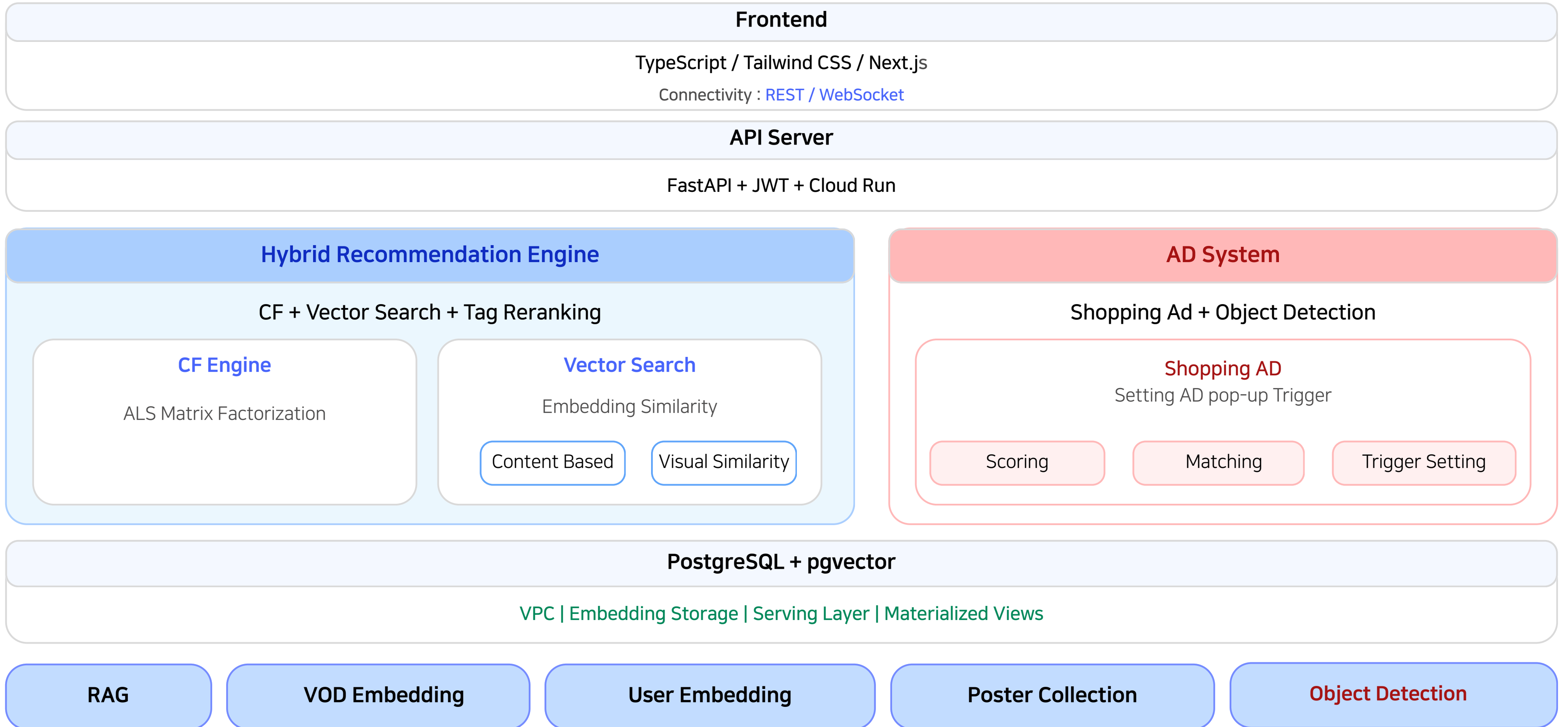
Communicate



 Claude

데이터 베이스 아키텍처 - Medallion Architecture





멀티모달 기반 콘텐츠 유사도 분석

기존 추천은 시청 패턴·메타데이터·콘텐츠 조회수 기반이 주류였으나,
→ 시각적 분위기·톤 유사도 추천은 현 시스템의 부족한 영역입니다.

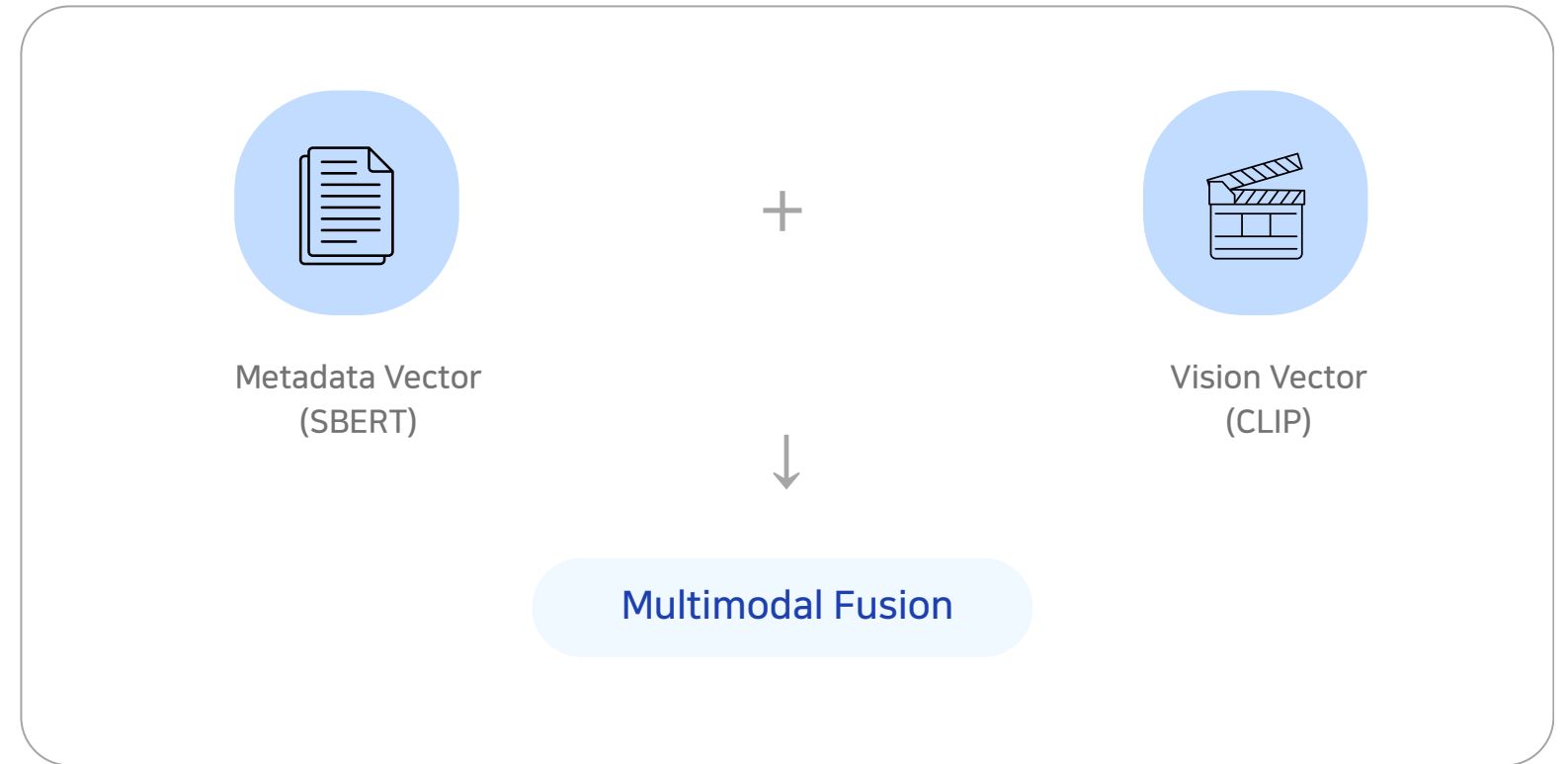
“

Netflix 연구(2017) : 콘텐츠 선택 시 시각적 요소 집중도 82%
시각적 요소 개선 시 engagement 30% 향상 (Netflix Tech Blog, 2025)

출처 : Fast Company, "Netflix Knows Which Pictures You'll Click On And Why"

”

$$\text{Score} = \alpha \times \text{CLIP} + (1 - \alpha) \times \text{TEXT}$$



구분	텍스트 (TEXT)	영상 (CLIP)	결합 (Hybrid)
모델 명	SBERT MiniLM-v2	CLIP ViT-B/32	멀티모달 앙상블
단독 한계	시각적 유사 장면 누락	영상 없는 VOD 추천 불가	→ 두 한계 동시 해결
주요 역할	장르·감독·줄거리 의미 유사도	트레일러 시각 분위기·톤 유사도	전체 VOD 끊임 없는 추천

파라미터 튜닝

양상블 가중치 최적화 실험 $\alpha = 0.4$ / 파라미터의 균형점

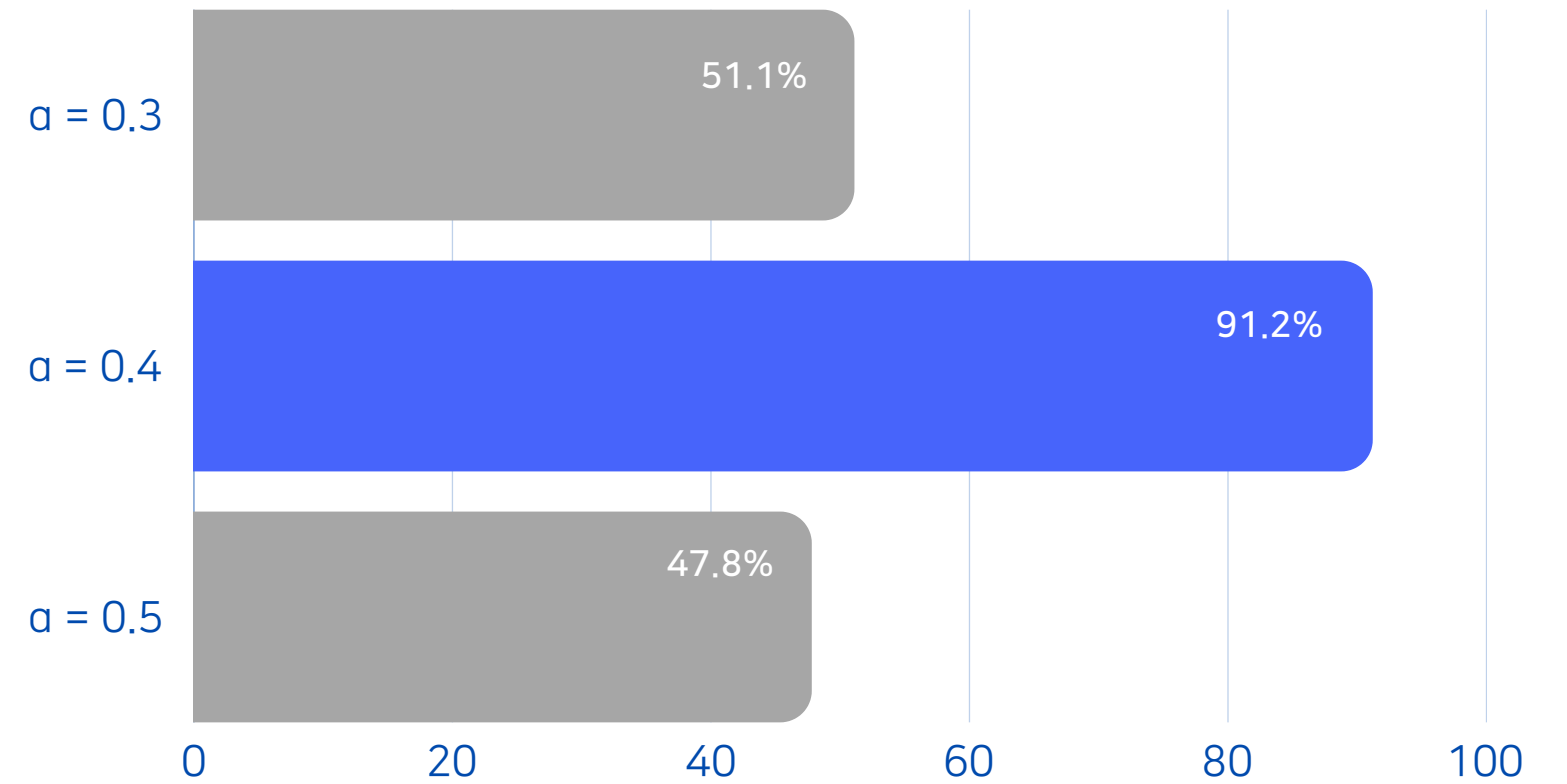
- ✓ CLIP과 SBERT를 어떤 비율로 결합하느냐가 핵심 파라미터였습니다.
- ✓ α (알파)는 두 모델의 기여 비율을 결정하는 유일한 조정 변수입니다.

상태	α 설정	정확도(P@10)
조정 전 - SBERT 단독	0	51.1%
비교 대조군	0.3	51.1%
조정 후 - CLIP 도입	0.4	91.2%
과조정 - 성능 하락	0.5	47.8%

+40% 이상

Genre Precision @ 10 Result

상위 10개의 결과 중 실제 정답(관련 있는 것)의 비율



※ CLIP(ViT-B/32)·SBERT(MiniLM-L12-v2) 공개 사전학습 가중치 고정 내부 파라미터 튜닝 대신 양상블 비율(α)을 핵심 파라미터로 최적화

※ CLIP(ViT-B/32)·SBERT(MiniLM-L12-v2) 공개 사전학습 가중치 고정 내부 파라미터 튜닝 대신 양상블 비율(α)을 핵심 파라미터로 최적화하여 500개 샘플(전체 119,730건) 실험 진행

✓ 실험 결론
Optimal Ratio
텍스트 60% : 영상 40%

Key Insight
장르 유사도에는 텍스트 정보가 시각보다 기여도가 높음

개인화 추천 - 콘텐츠 유사도 추천에서 개인 맞춤 추천까지

콘텐츠 기반 유사 추천

- **멀티모달 분석** : 텍스트 + 영상 데이터 입체적 분석
- **시각적 유사성** : 특정 영상과 시각적으로 유사한 콘텐츠 발견
- **속성 매칭** : 장르·감독·분위기가 유사한 고품질 VOD 추천

시스템 통합 추천

- **취향 벡터화** : 사용자 시청 취향을 고차원 벡터로 변환
 - **실시간 매칭** : 영상 특징점과 사용자 취향 실시간 비교
- ※ 이미 본 영상은 추천 리스트에서 자동으로 제외

동일 파이프라인으로 콘텐츠→개인화 확장

고객의 시각적 탐색 피로도 획기적 감소

장르 정밀도 (Genre P@10)

91.2%

추천 Top-10 중 동일 장르 포함 비율
α=0.3 대비 +40.1% 향상

평균 유사도 점수

95.8%

(score 0.958 / 0~1)
전체 119,730건 기준

```
engine-serving-logs

$python -m Vector_Search.scripts.search --vod-id "범죄도시2"

[유사 VOD TOP-10] 기준: 범죄도시 2 (alpha=0.4)

1. 마스터 Score = 0.9064
2. 내부자들 Score = 0.8980
3. 이름없는 별들 Score = 0.8936
4. 소리도 없이 Score = 0.8921
5. 밀정 Score = 0.8896
6. 바르게 살자 Score = 0.8877
7. 피리부는 사나이 04회 Score = 0.8859
8. 보안관 Score = 0.8828
9. 남한산성 Score = 0.8793
10. 곡성 Score = 0.8783

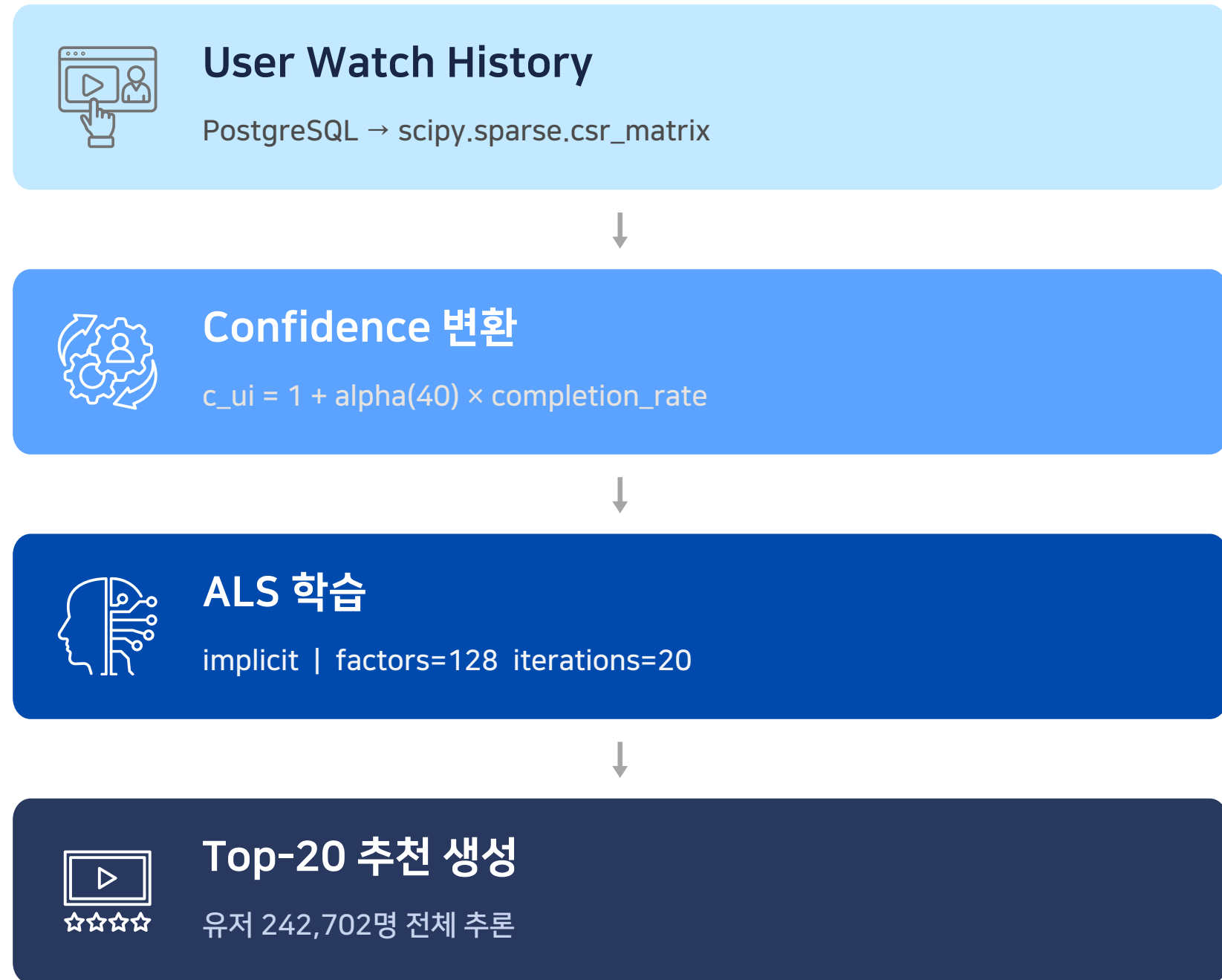
Genre P@10 : 10/10 | 응답시간 : 0.23s (로컬 환경 기준 / 쿼리 1건)
```

협업 필터링 기반 VOD 추천 엔진

기술 구조

ALS 학습 파이프라인

Google Researcher (RecSys 2022)의 결론 — "제대로 튜닝한 iALS는 신경망과 동등하다"



하이퍼파라미터 튜닝

6종 실험 → 최적 하이퍼파라미터 확정

ALS factors=128 / iterations=20 / alpha=40 / reg=0.01

실험	factors	alpha	reg	NDCG@1 0	MRR	HitRate
최종	128	40	0.01	0.2651	0.2189	0.4159
BaseLine	100	1.0	0.01	0.2343	0.1899	0.3797
factors=256	256	40	0.01	0.2325	0.1882	0.3774
alpha=80	128	80	0.01	0.2331	0.1886	0.3782
alpha=20	128	20	0.01	0.2332	0.1885	0.3793
reg=0.001	128	40	0.001	0.2337	0.1891	0.3794
iters=30	128	40	0.01	0.2341	0.1890	0.3815

논문 기준 성능 비교

지표	CF_Engine	NCF(딥러닝)	BiVAE(딥러닝)
NDCG@10	0.2858	0.3961	0.4750
Precision@10	0.0448	0.3472	0.4118
Recall@10	0.4482	0.1808	0.2191

출처 : Microsoft Recommender(Github)

평가 방식

Leave-One-Out (Hold-out)

- watch_history: 2023-01-01 ~ 01-31 (1개월치 시청 데이터)
- 마지막 시청 VOD 1개를 정답(ground truth)으로 사용
- 평가 대상: 166,766명

실제 추천 결과 (Top-10 예시)

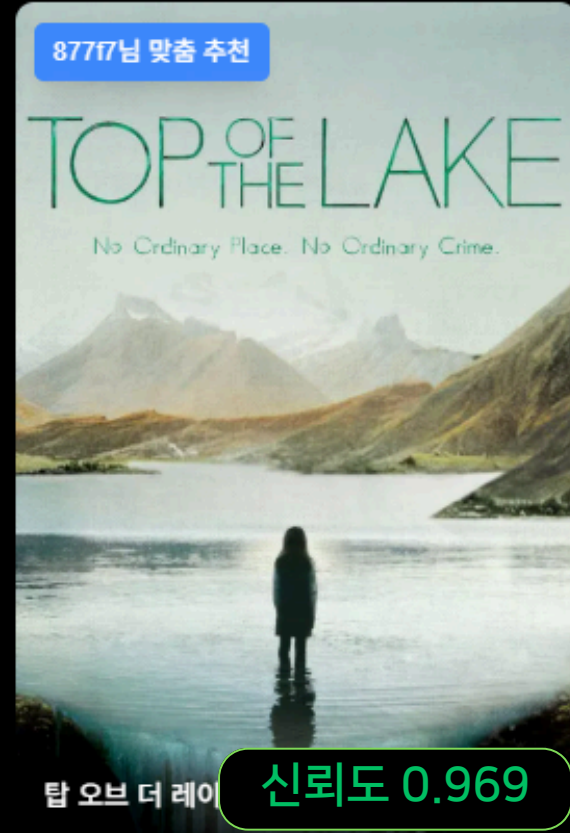
유저 ID: 5e862485d01edb65... 시청 이력 520건 | 선호 장르: 액션, 모험, 판타지, 애니

#	VOD 타이틀	장르	예측 점수
1	블리치 - 천년혈전	액션 모험	0.967
2	범죄도시2	액션	0.966
3	블랙 아담	액션	0.966
4	공조2: 인터내셔널	액션	0.966
5	보루토 2	애니	0.750
6	녹을 먹는 비스코	애니	0.729
7	시간을 달리는 소녀	판타지	0.613
8	적인걸: 천안의 비밀	추리	0.603
9	짱구는 못말려: 수수께끼! 꽃피는 천하떡잎학교	애니	0.600
10	중간계	판타지	0.551

하이브리드 추천 프로세스

즐거 보는 버라이어티 시리즈

선호도 0.969



VOD 태그 추출

추천 pool에서 추천 사유 별로 추출

- Stage 1: VOD 메타데이터에서 **tag 추출** (감독/ 출연진/ 장르)
- Stage 2: TMDB 인기도+평점 정보 기반 confidence 점수 산정
- Stage 3: 유저 시청 VOD와 코사인 유사도를 점수로 책정

유저 선호도 산출

tag 별로 유저 선호도 산출

- 공식 : (태그별 시청횟수/전체 시청횟수) x 완주율 x 2
- 1위 genre:시사/교양 affinity=0.0102 (171회 시청)
- 2위 genre_detail:버라이어티 affinity=0.0097 (152회 시청)

리랭킹

사용자 선호 태그별로 재정렬

- 0.6*CF_점수 + 0.4*태그매칭점수
- 설명가능한 추천 태그 생성 (vod별 태그 활용)

태그 선반 배열

vod를 태그 별로 분류

- 선호 태그 별 미시청 VOD top10 구성
- 콜드 스타트 대응: 인기 장르 VOD로 빈 부분 보충

Training Set

- 2023년 1월 유저별 시청 기록
- 유저 수 : 106K
- VOD 수 : 166K
- 유저의 54%가 5회 미만의 VOD 시청 횟수를 기록한 희소 데이터

Validation Set

- 2023년 2월 유저별 시청 기록
- 유저 수 : 106K
- VOD 수 : 166K
- 1월과 2월에 모두 VOD 시청한 106K 유저 대상으로 예측 정확도 검증

핵심 파라미터

- Hit Rate : Top10 중 1개라도 시청한 유저 비율
- NDCG: 정답이 상위 순위일수록 높은 점수
- Precision: 추천 K개 중 실제 시청한 비율
- Recall: 실제 시청 전체 중 추천 포함 비율

VOD 추천 엔진 별 비교

지표	행렬분해 추천 (ALS)	Vector 기반 유사도	Hybrid Engine
Hit Rate@10	0.3346	0.0099	0.3620
Precision@10	0.0678	0.0011	0.0720
Recall@10	0.1300	0.0016	0.1543
NDCG@10	0.1151	0.0018	0.1239

콜드 스타트 유저 대응 방안

1단계 : 인기 기반 추천 (Normal)

- 시청 이력이 전혀 없는 **신규 유저** 대상
- CT_CL별(영화/드라마/예능/애니) **Top-20** 자동 생성
- **평점(45%) + 최신성(55%)** 기반 스코어링

2단계 : 연령대 기반 보충 (Hybrid)

- 이력이 적어 개인화 슬롯이 부족한 유저 대상
- 유저 **연령대(age_grp10)** 선호 장르 분석
- 부족한 슬롯을 동 연령대 선호 VOD로 **최대 5개 배너** 보충
- "OO님이 좋아할만한 {장르} 시리즈" 라벨링

1단계 : 신규 유입 (Normal- (시청 수 < 10))

신규 고객

TMDB 평점

출시 최신성

45%

+

55%



2단계 : 연령대 기반 보충 (Hybrid Layer- (시청 수 ≥ 10))

보충 단계

대상 :

동일 연령대 선호 장르

보충 수량

최대 5개 배너



3단계 : 개인화 추천 (이력 충분)

고도화

최근 시청

완주/만족

평점

최신성

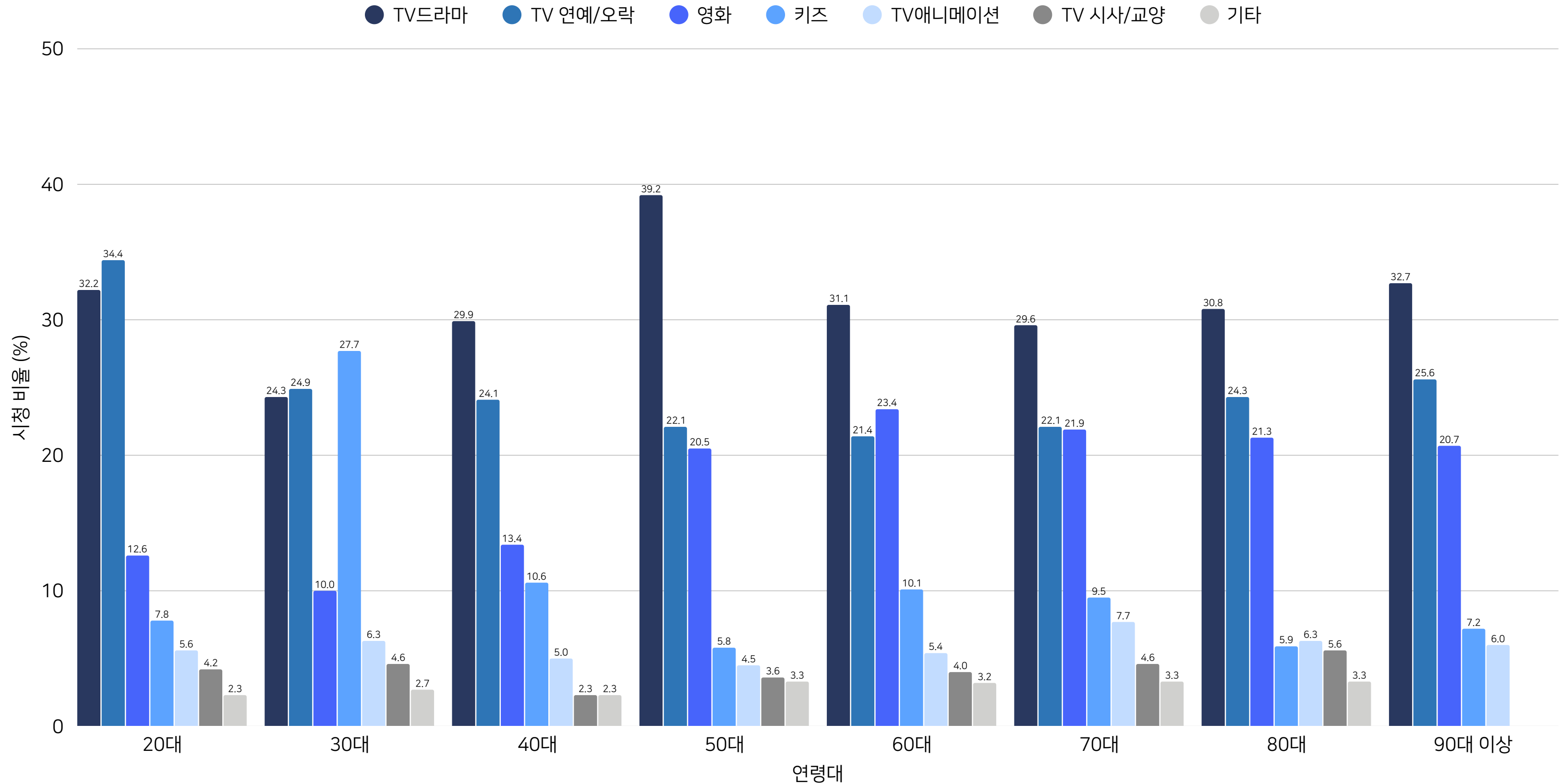
45%

25%

15%

15%

연령대별 선호 장르 분포 (CT_CL 기준, 전체)

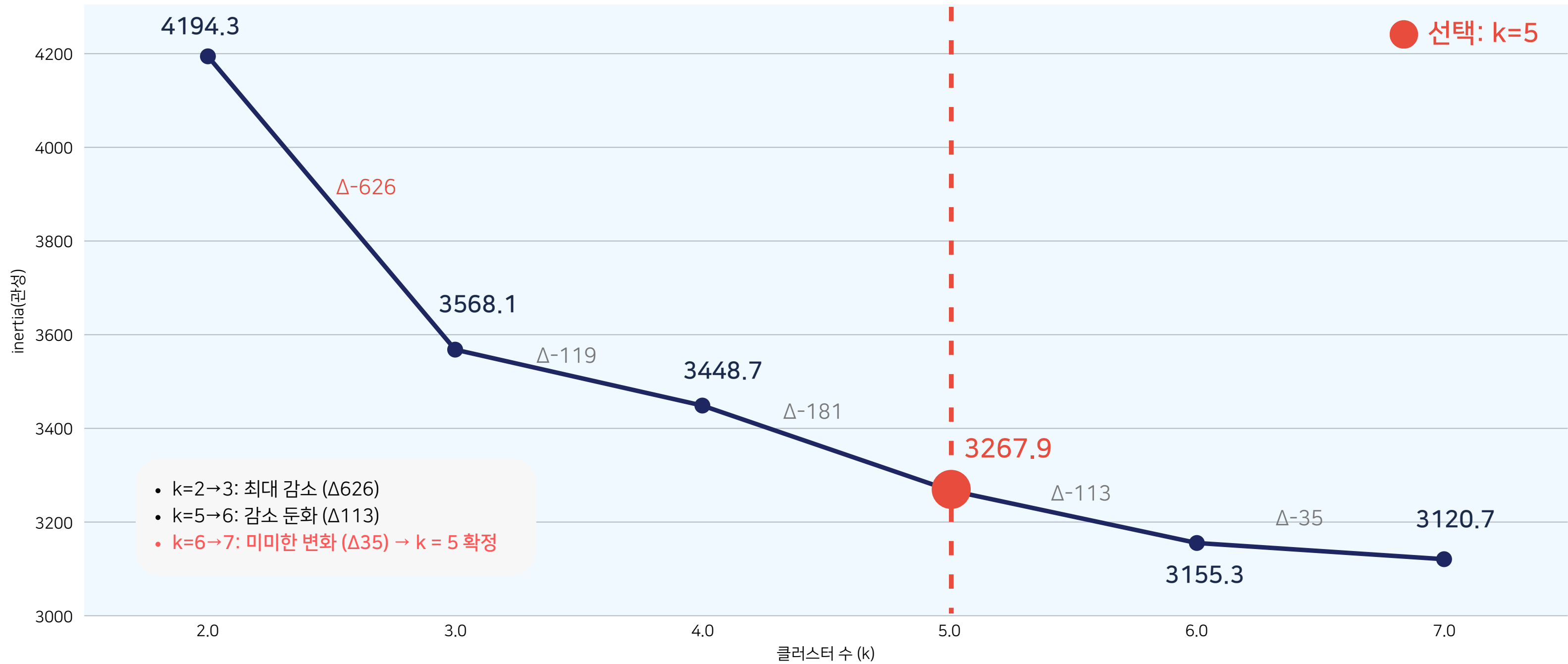


설명가능한 추천을 위한 추천 문구 생성

개인화를 위한 고객 유형별 군집화

유저 임베딩 K-Means 클러스터링

user_embedding 896d → PCA 50d → MiniBatchKMeans, n=33,588명

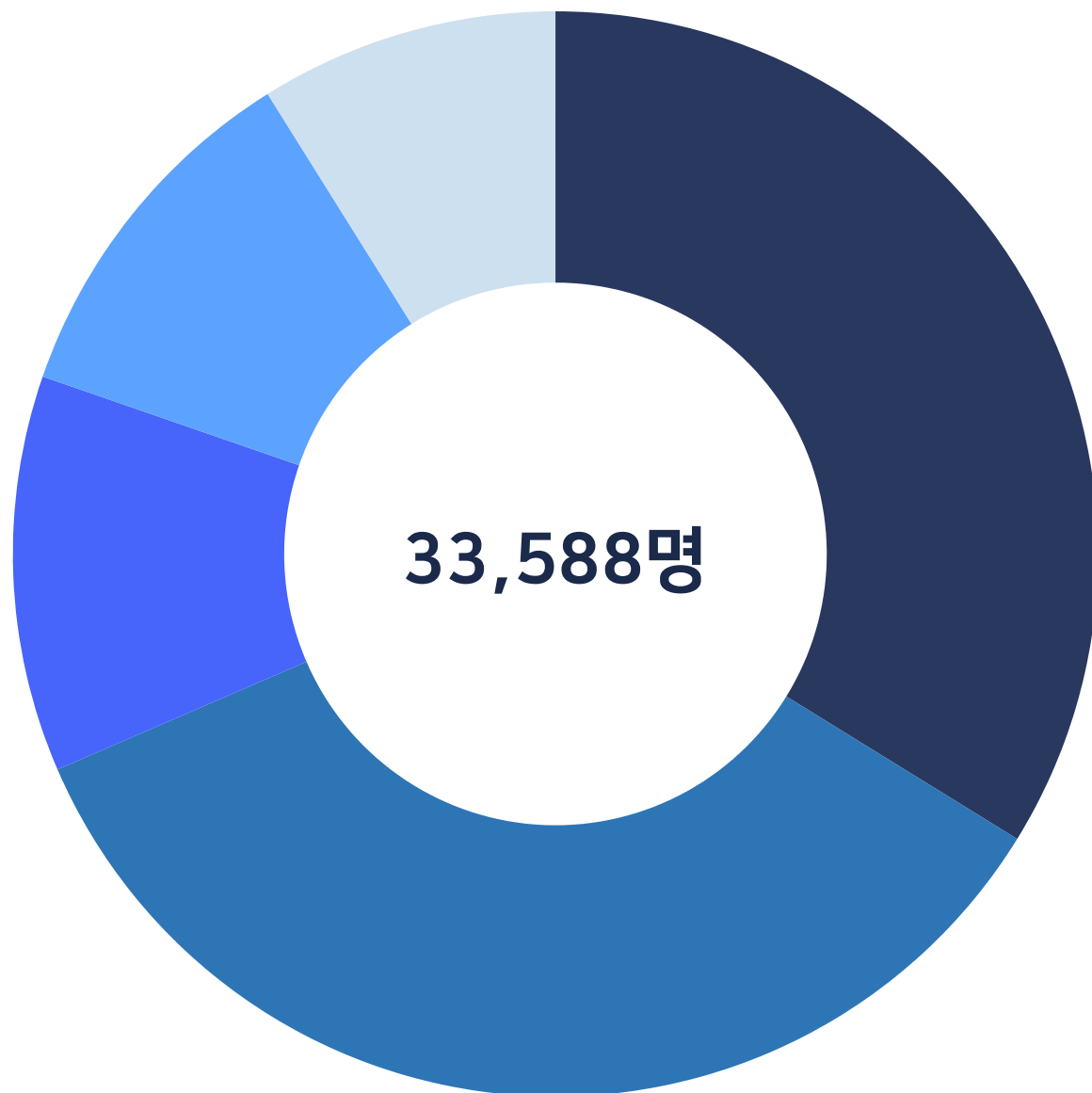


설명가능한 추천을 위한 추천 문구 생성

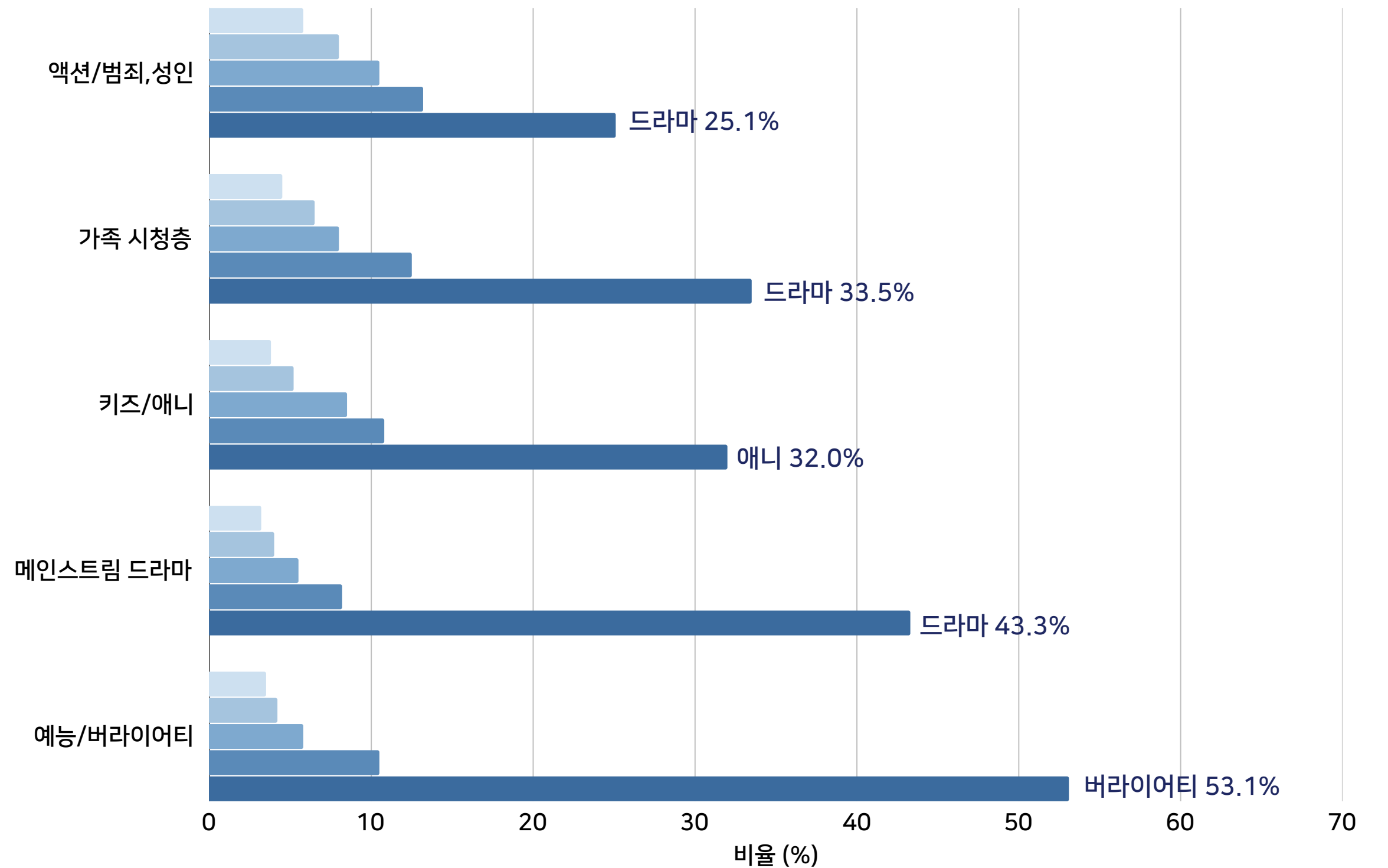
개인화를 위한 고객 유형별 군집화

유저 세그먼트 분포 (총 33,588명, k=5)

- 예능/버라이어티 11,342명 (33.8%)
- 메인스트림 드라마 11,644명 (34.7%)
- 키즈/애니 3,966명 (11.8%)
- 가족 시청층 3,644명 (10.8%)
- 액션/범죄/성인 2,992명 (8.9%)



세그먼트별 TOP 5 genre_detail 분포



설명가능한 추천을 위한 추천 문구 생성

프롬프트 엔지니어링 - 추천 문장 생성 전략

페르소나 설정

- IPTV VOD 콘텐츠 소개 작가
- 균집화한 5개 세그먼트에 적합한 톤으로 설정

프롬프트 규칙

- 구체적인 배경/상황/갈등 포함
- 감독/출연진 네임밸류 활용
- 권유형/합쇼체 금지
- 특수문자 2개 이상 금지

Few-Shot

- 좋은 예시 2가지 확정
- 나쁜 예시 1가지 확정
- 예시 과다 시 성능 저하 주의

품질 필터

- 규칙 및 페르소나 부합 여부 필터링
- 총 3회 재시도 로직 적용
- 실패 시 마지막 문장 수동 수정

모델 별 품질 비교 분석

모델	통과율	문장 생성 비교 (Sample: 낭만닥터 김사부)
gemma2: 9b	93%	"한석규, 맹렬히 싸우던 의사의 인생과 이렇게 온전히 달라진 열정에 불타는 젊은 의사 안효섭이 만나"
gemma3: 12b QAT	92%	"한석규, 안효섭 주연! 닥터 김사부의 은둔 생활 앞에서 나타난 열정적인 젊은 의사, 돌담 병원에서 벌어지는 예측불허의 사제 케미!"
gemma3: 27b QAT	98.50%	"한석규의 손길을 거친 돌담 병원, 숨겨진 과거와 새로운 갈등! 젊은 의사들의 뜨거운 성장기가 펼쳐진다."

설명가능한 추천을 위한 추천 문구 생성

세그먼트 별 생성 문장 비교

'슬기로운 의사생활'의 세그먼트 별 추천 문구 사례

세그먼트	톤	문장생성 비교
키즈/애니	캐스팅 어필	"20년 우정의 조정석, 유연석, 정경호, 김대명!"
예능/버라이어티	일상/힐링	"조정석, 유연석, 정경호, 김대명, 20년 우정은 여전하지만 병원에서는 각자의 하루를 살아간다! 웃음과 감동의 이야기"
액션/범죄/스릴러	의료 긴장감/갈등	"생과 사의 경계, 숨 막히는 의료 현장의 하루, 조정석, 유연석 등 20년 우정 속 은밀한 갈등과 진실"
가족 시청층	간결한 감성 요약	"조정석, 유연석 등 20년 지기 친구들이 펼치는 가슴 따뜻한 이야기"
메인스트림 드라마	유쾌/코미디	"20년 우정의 유쾌한 시작! 병원에서 웃음과 감동을 번갈아 가며 선사한다."

VOD 영상 멀티모달 AI 앙상블 기반 맥락 광고 시스템

Object Detection & Shopping AD

VOD 영상에서 음식/관광지를 자동 인식하고, 시청 맥락에 맞는 광고를 노출하는 시스템입니다.



음식 인식

제철장터 채널 연계
채널 이동 / 시청예약

관광지 인식

지자체 축제 팝업
GIF 광고 노출

Y **YOLO**
사물인식

YOLO11s

- Stage 1: YOLO11s (conf=0.3)
식기/음식 컨텍스트 확인
- Stage 2: YOLO 11s
Fined-tuned (conf=0.5)
한식 71종 파인튜닝 모델

mAP@0.5 = 0.990 (별도 test set)

C **CLIP**
장면 분류 (VLM)

clip-ViT-B-32 + multilingual-v1

- 115개 한국어 쿼리
음식 59 + 관광지 30+ + neg 20+
- 코사인 유사도 threshold=0.26
negative 쿼리로 오탐 억제

한국어+영어 공유 임베딩 공간

S **STT**
음성 키워드 추출

OpenAI Whisper small (KR)

- 639개 키워드 매칭
음식 470+ / 관광지 170+
- 16kHz mono WAV 변환
한국어 형태소 경계 탐지

조사 처리 + 부분문자열 방지

O **OCR**
자막 인식

EasyOCR 기반

- 프레임별 자막 텍스트 검출
639개 키워드 사전 공유
- 2글자 이상만 매칭
bbox 좌표 포함 출력

STT 보완 (음성 누락 커버)

멀티시그널 스코어링 Score = YOLO(+3) + STT(+3) + CLIP(+2) + OCR(+2) | TRIGGER 조건: Score >= 3 AND 신호 2종 이상

인식 정확도: 4종 멀티모달 앙상블 튜닝 전후 비교



목적: VOD 영상에서 음식/관광지 인식을 얼마나 잘 하는가?

Y **YOLO**
음식 장면 탐지

C **CLIP**
장면 분류

S **O** **STT & OCR**
키워드 추출

Before

0%

한식 인식 정확도 (COCO 모델은 양식만 인식)

Before

33%

개념 커버리지 (threshold = 0.27)

Before

오탐

형태소 미처리 → 오매칭 발생



After

98.2%

Precision (한식 특화 모델)

After

54%

개념 커버리지 (threshold = 0.27)

After

100%

복합어 검증 정확도 (8/8)

단독 한계: "음식 있다"만 판단, 메뉴명 식별 불가

단독 한계: 시각 유사 장면 혼동, 54% 커버리지

단독 한계: 음성 없는 구간 탐지 불가 → OCR 보완



4종 멀티모달 앙상블 모델로 단독 한계 문제 해결

4종 교차 검증 (Score >= 3, 신호 2종 이상)으로 각 모델의 오탐/누락을 상호 보완

YOLO(+3) + STT(+3) + CLIP(+2) + OCR(+2) = 최대 10점

광고 매칭 & 타이밍 최적화

관광지 → 지자체 축제 팝업 (visitkorea 크롤링)

매칭 방식

- STT/OCR 지역명 추출 -> 축제 DB 조회
- 정확 매칭: 영월 -> 단종문화제
- 부분 매칭: 순천만 -> 순천 축제 역매칭



팝업 형태	GIF 가로형 (OCI Storage)
타이밍	영상 20% 이후 CLIP 밀집구간

밀집구간: 30초 내 연속 2건 이상 = 실제 장면

음식 → LG 헬로비전 제철장터 채널 연계

매칭 방식

- STT Top 3 키워드 -> 상품 카탈로그 매칭
- 역인덱스: 상품명 다층 키워드 추출
- 스코어: 기본(1) + 지역(+2) + primary(+1) + smry(+1)



팝업 형태	시청하기 / 시청예약 버튼
타이밍	YOLO 첫 밀집구간 즉시

Top 1 키워드 매칭 필수, 미매칭 시 전체 스킵

관광지 → 20% 이후 CLIP 기반



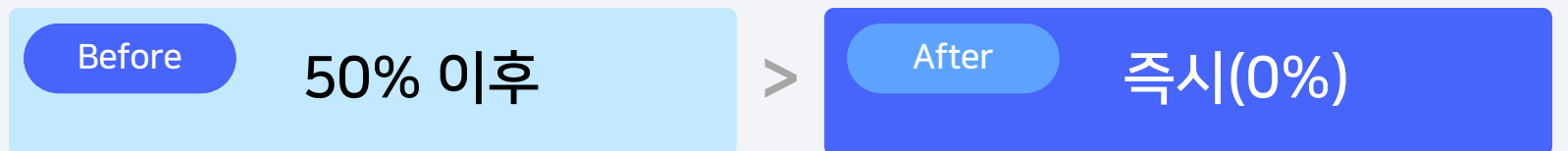
로직

1. CLIP 관광지 프레임 수집
2. 영상 20% 이후만 필터 (타이틀 회피)
3. 30초 내 연속 2건 밀집구간 탐색



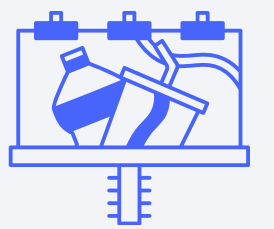
사유: 도입부(타이틀)만 스킵, 풍경 빠르게 노출

음식 → YOLO 즉시 노출



로직

1. YOLO 프레임 시간순 정렬
2. 30초 내 연속 2건 이상 = 밀집구간
3. 첫 밀집구간 작점 = 광고 노출



사유: 음식 클로즈업 즉시 광고가 자연스러움

멀티모달 AI 앙상블 기반 탐지 사례

백종원의 골목식당 156회 (추어탕) | 광고 트리거 구간: 150~160초



YOLO v2 | food_detected (conf: 0.96) | 한국 음식 71종 파인튜닝 모델

광고 매칭 결과: 제철장터 채널 연계

- 매칭 상품: 남원추어탕 | 매칭 키워드: "추어탕" (STT+YOLO 교차 검증)
- 트리거 구간: 150초 ~ 160초 (추어탕 완성 클로즈업) | signal_source: yolo | score: 0.127
- 팝업 (방송 중): "지금 제철장터에서 남원추어탕 판매 중입니다." + [시청 하기] [닫기]
- 편성: 2026-04-05 05:55~06:55 | 채널: 제철장터 (25번) | ad_action_type: seasonal_market

Y

YOLO

음식 객체 인식

- 탐지: food_detected (19건 / 전체 영상)
- 최고 신뢰도: 0.962 (119초) — 반찬 세팅 장면
- 트리거 구간(150~160초): 추어탕 완성 클로즈업
- 모델: YOLOv8 best.pt (한국 음식 71종 파인튜닝)

C

CLIP

제로샷 장면 분류 (115 쿼리)

- 컨셉: "한국 전통 반찬 밥상" (score: 0.31)
- 컨셉: "해산물 한국 요리" (score: 0.30)
- 컨셉: "생선구이 한국식" (score: 0.30)
- ad_category: 음식 | context_valid: True

S

Whisper STT

음성 키워드 추출 (639 사전)

- "저희 추어탕" (32초) → 키워드: 추어탕
→ 남원 추어탕 — 제철장터
- "추어탕은 한 그릇" (48초) → 키워드: 추어탕
- "미리 만들어 놓은 추어탕을" (75초) → 키워드: 추어탕

O

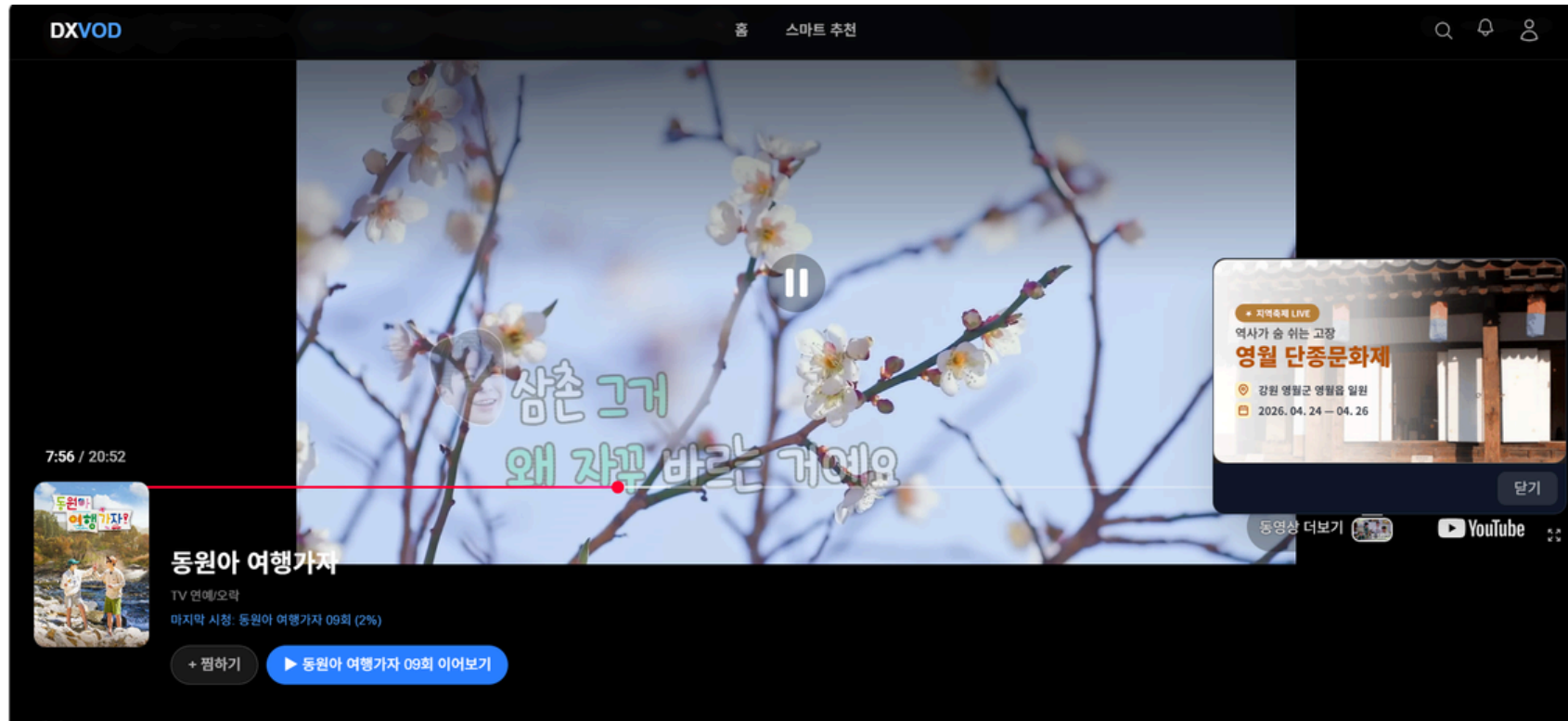
EasyOCR

자막/텍스트 인식

- "추어탕 반찬 세팅 끝" (108초) → 화면 자막 인식
- "며느리's 추어탕 완성!" (160초) → 화면 자막 인식
- "골목식당 / 추어탕집 / 강서구 등촌동" → 프로그램 정보
- 전체 63건 인식 (ad 관련 5건)

멀티모달 AI 앙상블 기반 VOD 콘텐츠 인식 및 광고 매칭 결과

관광지 → 지역축제 광고 매칭



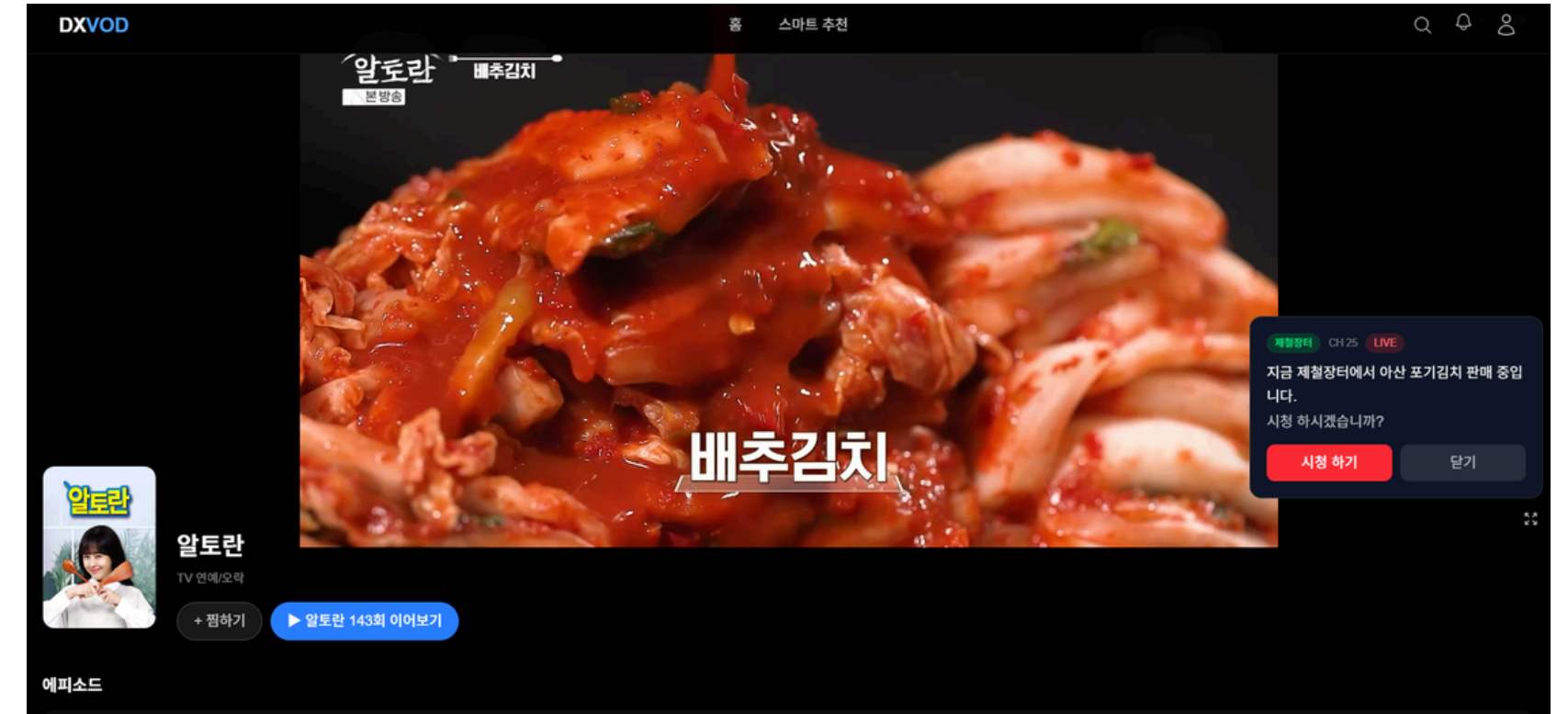
4-모델 인식 결과

- **CLIP** 봄 풍경 유사도 0.30 +2
- **OCR** 자막 "영월" 검출 +2
- **STT** 관광지 — 해당 없음 —
- **YOLO** 관광지 — 해당 없음 —

Score ≥ 3
(CLIP+OCR = 4점)
신호 2종 ≥ 2종

TRIGGER 단종문화제 광고 팝업

음식 → 제철밥상 채널 광고 매칭

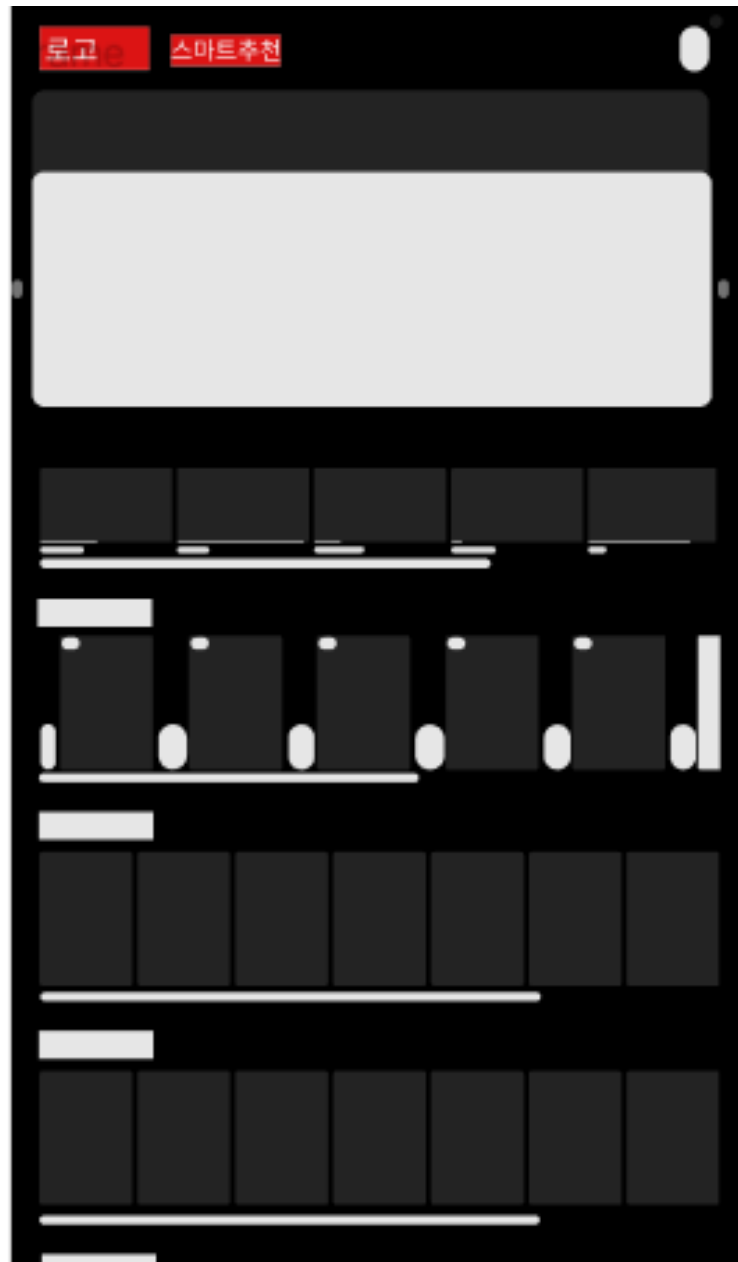


4-모델 인식 결과

- **YOLO** 배추김치 conf 0.82 +3
- **STT** "김치" "배추" 언급 +3
- **OCR** "배추김치" 검출 +3
- **CLIP** "한국 전통 반찬 밥상" conf 0.31 +3

Score ≥ 3
(YOLO+STT+CLIP+OCR = 12점)
신호 4종 ≥ 2종

TRIGGER 제철장터 아산 포기김치 채널 광고 팝업



UX 시나리오

+ Add a property

댓글
댓글 추가

작성 기준: development 브랜치 최신 상태 (2026-04-07)
3월 27일 이후 변경사항: TOP10 개인화 태그, source_title 출처 표시, 추천 태그 개인화, 무료 VOD 시청, 예피소드 전환 시 광고 초기화, 10건 미만 섹션 필터, 시청 종료 즉시 전송, release/dev API 자동 분기
각 시나리오는 전체 → 행동 → 기대 결과 구조로 작성.

데이터 소스 기준

구분	이전 (MVP)	현재 (development)
데이터	@/lib/mockData 정적 데이터	@/lib/api.ts → FastAPI 백엔드 API 호출
인증	없음	JWT 토큰 (localStorage.access_token)
사용자 식별	없음	localStorage.user_id
상태 관리	map / 전역 변수	API 응답 기반 useState
API 분기	없음	hostname 기반 release/dev API URL 자동 분기

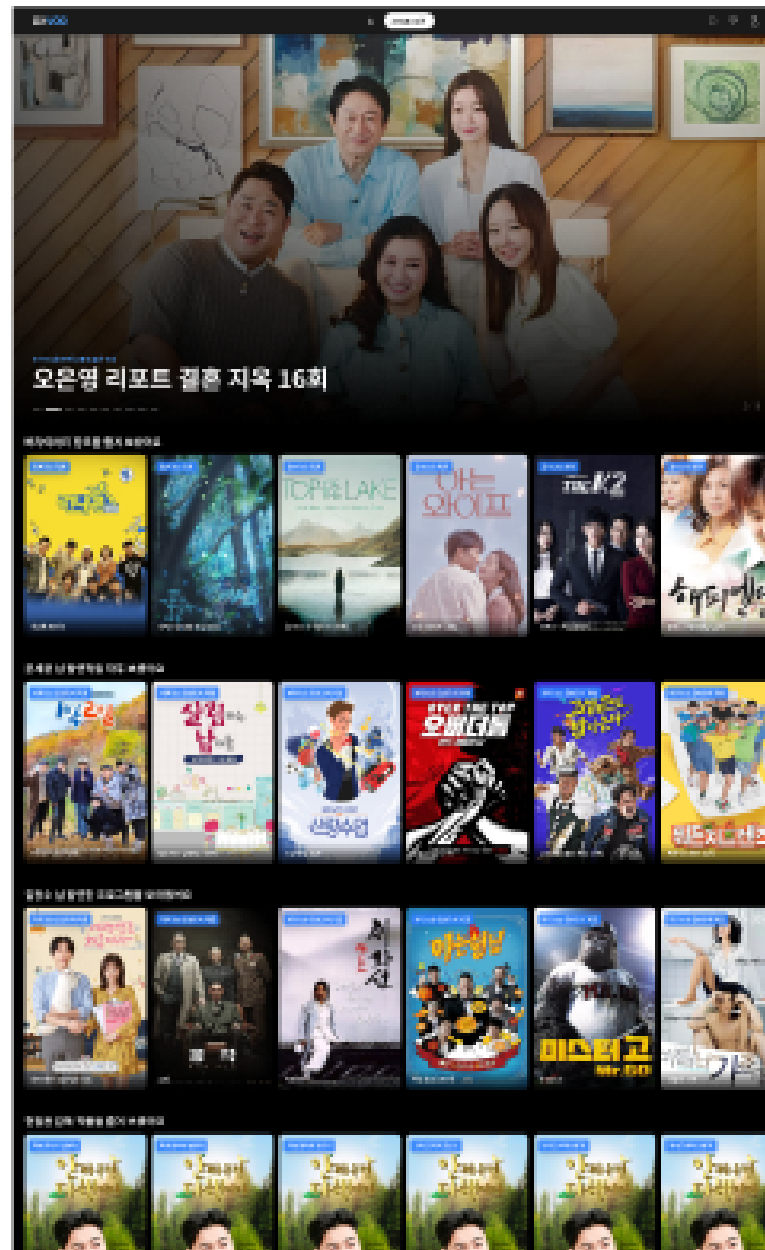
1. GNB (공통 네비게이션)

GNB는 Global Navigation Bar의 약자. 모든 페이지 상단에 고정 (fixed top-0), 높이 h-14.

어떤 페이지에서든 항상 보이며, 페이지 이동/검색/알림 3가지 기능을 담당한다.

1-1. 탭 이동

시나리오	현재	행동	기대 결과
홈 탭 클릭	현재 /recommend	[홈] 클릭	✓로 이동, [홈] 탭 활성화 (원 배경 + 경정 글씨)
스마트 추천 탭 클릭	현재 /	[스마트 추천] 클릭	✓recommend 로 이동
로그 클릭	어느 페이지든	DKVOD 로그 클릭	✓로 이동



MCP Server

- Claude Desktop과 Figma 를 MCP로 연동
- Figma의 extension인 html.to.design 활용하여 레퍼런스 페이지의 컴포넌트 구조 가져오기 수행
- 여기까지 모두 Figma 사용법 없이도, CLI에 입력하는 자연어만으로 UI 디자인 작성
- Notion과도 MCP 연동하여 UX 시나리오 문서 작성

Frontend Design

- Figma에 작성한 UI 디자인과 Notion에 작성한 UX 시나리오 문서
- CLAUDE.md(프로젝트 지침서)와 TDD 기반의 코드 작성 및 구현을 하는 Agent/ 상세한 구현 계획을 설계하는 Planner Agent
- SkillsMP/ Pawgrammer 등의 클로드 스킬 마켓플레이스에서 프론트엔드 전문가의 skills 활용
- 자연어만으로 Frontend 구현

문서 및 Test 자동화 - AI Native Engineering

SWDEVSRS-001

기능명 시리즈 상세 페이지

+ Add a property

댓글

댓글 추가

기능 개요

- **기능/모듈명:** 시리즈 상세 페이지
- **목적(Why):** 시청자가 시리즈 정보를 확인하고, 에피소드를 선택-재생하며, 찜-구매 등 액션을 수행한다
- **범위(In/Out):**
 - 포함(In): 에피소드 목록, 시청 진행률, 구매 상태 분기, VOD 재생, 진행률 heartbeat, 찜 토글, 유사 콘텐츠
 - 제외(Out): 구매 결제(SWDEV-042), 광고 팝업(SWDEV-045)
- **사용자/대상(Who):** 로그인 시청자, 비로그인 시청자
- **관련 문서/티켓:**
 - PRD: [API_FRONTEND_FLOW.md](#) §3
 - 백엔드: [SWDEV-008~015](#), [SWDEV-023](#)

기본 동작

- **전제 조건:** VOD 포스터 클릭 등을 통해 시리즈 상세 페이지에 진입한 상태
- **트리거:** 시리즈 상세 페이지 접속

구매 상태별 UI 분기

사용자 상태	히어로 오버레이	하단 버튼
무료 콘텐츠 (미구매)	없음	[화 시청하기]
유료 콘텐츠 (미구매)	자물쇠 아이콘	[구매하기] → 구매 페이지로 이동
구매 완료 (유효)	재생 버튼	시청 이력 없으면 [화 시청하기], 있으면 [이어보기]
대여 만료 (기간 종료)	자물쇠 아이콘	[재구매하기] → 구매 페이지로 이동

홈 페이지 초기 로딩 및 렌더링 확인

SRS 참조 SWDEV-039

NO TC_ID TC-1

모든 **중**

비고 비어 있음

상태 **Not Run**

설계일 2026년 3월 27일

실행일 비어 있음

우선순위 **P1-Critical**

테스트 설계자 Claude

테스트 수행자 비어 있음

+ Add a property

댓글

댓글 추가

테스트 목표

홈 페이지(/) 접속 시 모든 색선이 정상 로딩-렌더링되는지 확인한다.

전제조건

- 앱 로드 완료
- 로그인 상태 (JWT 유효)

종속성

- 백엔드 API 정상 동작 (배너, 인기색선, 이어보기, 개인화)

테스트 절차

Step	행동	기대 결과
1	브라우저에서 홈 페이지(/) 접속	"로딩 중..." 메시지가 표시된다
2	로딩 완료 대기	히어로 배너 → 이어보기 → 인기 카테고리 → 개인화 추천 순서로 렌더링된다
3	각 색선 콘텐츠 존재 확인	모든 색선에 1개 이상의 콘텐츠가 표시된다

FE-001

Assigned To HwangThomas

Due Date 2026년 4월 6일 → 2026년 4월 7일

Issue Description 히어로 배너 출력 불량

Priority Level **Major**

상태 **완료**

+ Add a property

댓글

댓글 추가

개요

- 발견일시: 2026-04-06
- 발견환경: (dev/stage/prod, 브랜지/버전) v1.1.0-dev/ 히어로 배너
- 영향도: (Blocker/Major/Minor) Major

재현 절차

1. dev 서버 url 접속
2. 히어로 배너 확인 시

기대 결과 (Expected)

- 정상적으로 포스터 출력되어야 함.

실제 결과 (Actual)

- 블랙하면 출력됨.

로그/증거

- 스크린샷/영상/로그 링크
- 관련 요청/응답 예시

원인 추정

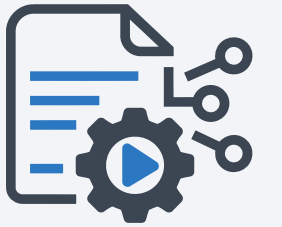
- 컴포넌트 클래스의 디자인 패턴이 싱글톤으로 작성되어 병렬 실행되어야하는 히어로 배너에서 NULL 출력함.

해결/대응

- 근본 해결: 컴포넌트 클래스의 디자인 패턴을 팩토리 패턴으로 변경

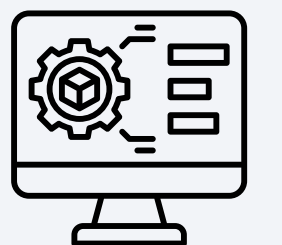
문서 자동화

- Claude Desktop과 notion을 MCP로 연동
- 개발 문서와 테스트 케이스 작성 요령을 skills 문서로 작성하여 지침서 전달



Test 자동화

- Playwright 프레임워크 활용
- 클로드가 브라우저에 접근하여 "E2E 테스트"로 UI 동작성 검증이슈 발견 시 Notion의 "이슈 데이터 베이스"에 작성





멀티모달 기반 VOD 추천·광고 시스템

Q&A



<https://github.com/dhwang0803-glitch/dxshcool>

https://github.com/dhwang0803-glitch/dxschool_frontend



https://www.notion.so/2-1-3061406eba3680e5aa52e1f79e048f96?source=copy_link

유료방송 서비스 만족도 현황

- ✓ 방송통신위원회의 2024년 유료방송 품질평가 결과, 헬로비전의 VOD 추천 서비스 사용자 만족도는 타사 대비 낮음.
- ✓ 특히 점유율이 확대되고 있는 IPTV 대비 만족도 격차가 존재

VOD 콘텐츠 추천 만족도

↓ 평균 하회

업계 평균 대비 만족도가 낮다.

Current Level 58.9

Industry Avg. 59.6

경쟁 중인 타사 대비 만족도

↓ 평균 이하

점차 유료방송산업 점유율을 높이고 있는 IPTV 대비 만족도가 낮다.

Current Level 58.9

IPTV Avg. 61.2

구분	콘텐츠 만족도 (점)							
	전체	영상개수		추천 VOD 적절성	유료 VOD 비용	최신 VOD 비율	기타 콘텐츠 다양성	
		유료	무료					
전체평균	58.6 (56.8)	61.2 (58.6)	57.7 (56.4)	59.6 (57.9)	54.9 (52.1)	58.6 (57.8)	59.5 (58.1)	
IPTV	평균	61.1 (58.5)	64.8	59.9	61.2	56.4	61.4	63.1
	KT	59.7	63.7	58.1	61.2	54.4	59.4	61.3
	SKB(IPTV)	61.5	63.8	58.8	61.1	57.6	62.1	65.5
	LGU+	62.2	66.8	62.7	61.4	57.3	62.7	62.5
MSO	평균	58.5 (54.8)	60.9	56.7	59.6	55.0	59.2	59.4
	LG헬로비전	59.5	62.3	57.0	58.9	55.9	61.0	62.1
	SKB(케이블)	59.1	59.2	55.0	63.1	58.8	58.7	59.9
	딜라이브	57.1	59.4	56.5	57.5	52.1	57.1	59.9
	HCN	55.7	59.5	54.3	58.1	50.8	57.7	53.6
	CMB	60.9	64.3	60.8	60.4	57.1	61.4	61.6

Problem

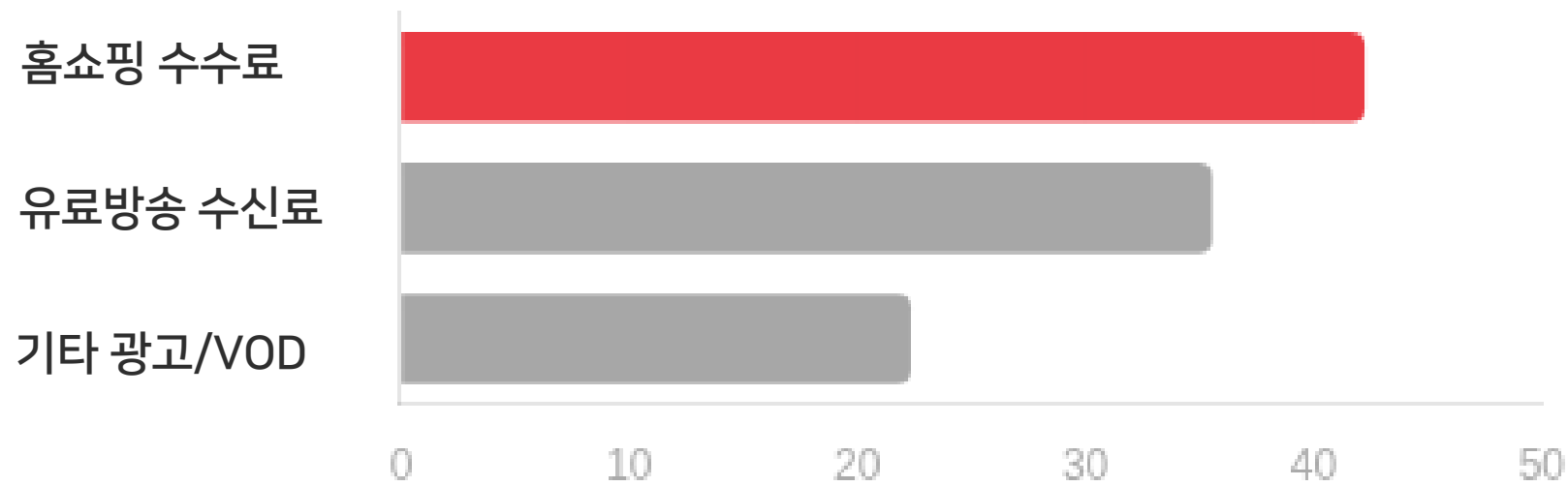
기형적 수익 구조 및 성장 한계

42.2%

홈쇼핑 수수료 비중 심화

-5.2%

VOD 매출 성장률 하락

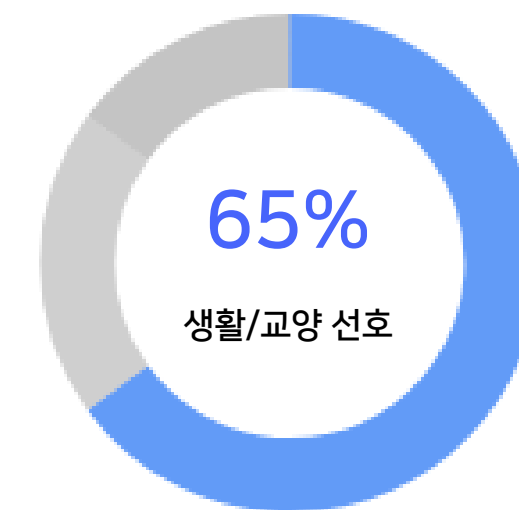


Strategy

지역 채널 데이터 기반 타당성

생활정보/교양 편성 집중 (60~70%)

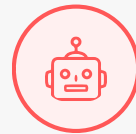
시청자는 이미 '지역 실용 정보' 중심으로 콘텐츠를 소비하고 있어,
"VOD 시청 중 AI 인식 → 지역채널·축제 연계 수요가 높을 것으로 예상"



인사이트 : VOD 맥락에 맞는 지역 콘텐츠 자동 연결

Core feature 01

VOD 추천 시스템 고도화 기대 효과



LG U+의 AI 기반 추천 시스템 성과

방통위의 유료방송품질평가에서
2024년 9월 AI 기반 추천 도입 후 만족도 상승

2023년 만족도 60.4 2024년 만족도 61.4 2025년 만족도 64.9



LG 헬로비전에 AI 기반 추천 시스템 적용 시 기대 성과

보수적으로 만족도 상승을 평가 시 최소한 IPTV에서 고객들에게 주는
만족도에 도달하여 VOD 서비스에서의 경쟁력을 가질 것으로 기대

2023년 만족도 55.2 2024년 만족도 58.9 2025년 만족도 62.9



Core feature 02

VOD 시청 중 AI 기반 광고 채널·축제 연계 기대효과



AI 맥락 매칭의 검증된 성과

- 맥락 일치 콘텐츠 노출 시 시청자 반응률(CTR) +37%
- 스마트TV 시청자 59%가 시청 중 노출 정보를 유용하게 인식
- 맥락 기반 정보는 무관 정보 대비 시청 완료율 +11%

출처: JWP Connatix, "Deep Contextual™", 2024 (17억 노출, 컴퓨터 비전+NLP 기반) /
LG Ad Solutions, "Holiday Shopping Study", 2025.07 (미국 CTV 시청자 1,243명)



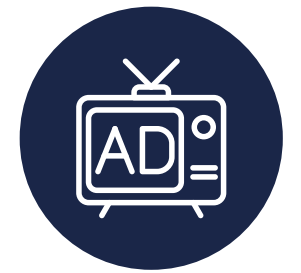
VOD AI 기반 광고 연계 시 확장 효과

- 음식 인식 → 제철장터(CH25) [시청하기]/[시청예약] 팝업
- 관광지 인식 → 해당 지역 축제 정보 GIF 노출
→ 축제 인지도 및 방문 의향 상승
- 시청 맥락 기반 정보 제공 → 채널 전환율·체류 시간 향상 기대
- 제철장터 시청 유입 증가 → 지역 농산물 소비 간접 연결



멀티모달 기반 VOD 추천·광고 시스템

감사합니다.



<https://github.com/dhwang0803-glitch/dxshcool>

https://github.com/dhwang0803-glitch/dxschool_frontend



https://www.notion.so/2-1-3061406eba3680e5aa52e1f79e048f96?source=copy_link