

# Augmented AI Addeep-GPR 기술용어집

작성일 2025.12

<https://addeep.ai>

<https://addeep.blog>

We Bridge Values

## 서문

애딥(Addeep)의 증강 인공지능(Augmented AI) 기반 Addeep-GPR (Generative Pre-trained Recommender)은 단순한 대규모 언어 모델(LLM)을 넘어, 사용자 경험 전반을 관리하는 차세대 AI 경제 생태계의 핵심 두뇌입니다. 본 기술용어집은 사람과 사람, 그리고 가치를 연결하고자 하는 애딥의 비전을 실현하는 이 독보적인 기술 아키텍처를 이해하기 위한 필수 개념들을 체계적으로 정의합니다.

Addeep-GPR은 기존의 대화형 AI와 달리 명시적인 사용자 입력 없이 다차원 데이터를 기반으로 사용자의 마인드셋을 추론하고, 이에 맞는 개인화된 콘텐츠를 완전 자동으로 생성 및 추천하는 비대화형 생성형 AI 모델입니다.

## GPR 아키텍처의 핵심 구성 요소 및 차별성

GPR 아키텍처는 단순히 콘텐츠를 추천하는 것을 넘어, 콘텐츠 생성, 광고 융합, 커머스 연동, 보상 분배, 그리고 심지어 로봇 제어에 이르기까지 플랫폼의 모든 의사 결정 과정을 단일 AI 체계로 통합합니다.

### 1. 마인드셋 추론 (Mindset Inference)의 혁신

애딥은 사용자 행동을 이해하는 방식에서 혁신을 이룹니다.

LMM (Large Mind-Mining Model): 기존 LLM이 텍스트 기반 언어 모델이라면, LMM은 사용자의 행동, 정서, 관심사 패턴을 통합 분석하여 의도(Intent)와 감정 상태 까지 실시간으로 추론하는 대규모 의도 추론 모델입니다. 이 추론 결과는 사용자가 "지금 무엇을 원하고 어떤 상태인지"를 정확히 파악하여 개인화의 기반이 됩니다.

UMM (User Mind Map): LMM이 추론한 마인드셋 상태를 세션별, 단기적, 장기적 구조로 저장하고 관리하는 개인화 지능 메모리 시스템입니다. 이는 AI가 사용자의 취향 변화를 지속적으로 '기억하고 갱신'하며 적응하도록

합니다.

G-DIEN (GPR Deep Interest Evolution Network): 사용자의 관심사 변화(Interest Evolution)를 시간적 관점에서 분석하고 다음 행동 의도를 예측하여, 구매 확률이 가장 높은 시점에 개인화 광고를 노출해 수익을 극대화하는 엔진입니다.

### 2. 자동 콘텐츠 융합 (Addeep Automatic Content Convergence Technology)

GPR의 핵심적 차별점은 콘텐츠와 광고의 경계를 허무는 데 있습니다.

ACT (Addeep Automatic Content Convergence Technology): 콘텐츠, 광고, 상품, 시각 요소 등을 의미적으로 정렬한 뒤 단일 콘텐츠로 자동 결합·생성하는 융합 엔진입니다.

Deep Blend: ACT 내부의 핵심 시각 융합 알고리즘으로, 광고나 상품을 콘텐츠 내에 원래부터 존재했던 것처럼 자연스럽게 통합합니다. 이를 통해 사용자의 광고 거부감을 최소화하고 자발적인 시청(RBV)과 구매(RBC)를 유도하며 구매 전환율을 극대화합니다.

Blang: 사용자가 키워드 입력만으로 개인화된 콘텐츠를 쉽게 생성하고 광고까지 자동 융합하는 AI 기반 콘텐츠 생성 인터페이스입니다. 이로써 누구나 쉽게 콘텐츠 제작자가 될 수 있는 환경을 제공합니다.

### 3. S2E 경제 생태계와 글로벌 확장

GPR은 독자적인 S2E(Social to Earn) 경제 모델을 통해 사용자, 크리에이터, 광고주 모두에게 이익이 되는 원-원-원 생태계를 구축합니다.

S2E: 콘텐츠 소비, 생성, 공유 등 모든 소셜 활동을 경제적 보상으로 연결하는 참여 기반 보상 구조입니다. 시청 보상, 참여 보상, 구매 보상, 추천 보상 등 다중적 보상 시스템을 제공합니다.

PiMS (Product Information Management System):

상품 정보, 속성, 브랜드 요소를 구조화하여 GPR 엔진이 활용할 수 있도록 하는 AI 상품 데이터 관리 시스템으로, Target Commerce를 가능하게 하는 핵심 데이터 레이어입니다.

AlaaS (AI as a Service): GPR, ACT, LMM 등의 핵심 AI 기능을 API/SDK 형태로 외부 기업에 제공하여 B2B 수익 모델을 확장하는 전략입니다.

본 기술용어집은 Addeep GPR의 방대한 구성 요소를 명확히 구분하고 정의함으로써, 애딥이 추구하는 '기술이 우리에게 무엇을 할까'가 아니라, '이 기술을 가지고 무엇을 하고 싶을까'를 생각하고 질문해야 한다는 창업자의 철학과 글로벌 디지털 플랫폼 생태계의 새로운 패러다임을 만들어가는 혁신적인 여정을 독자들이 이해하는 데 도움을 줄 것입니다.

## 목차

### Part 01. Addeep Signature Concepts (애딥 고유 핵심 개념)

6p

- Augmented AI(증강AI) Addeep-GPR
- MMR (Mind Mining Recommendation)
- Addeep AI GPR
- LMM (Large Mind-mining Model)
- UMM (User Mind Map)
- G-DIEN (GPR Deep Interest Evolution Network)
- ACNN (Addeep CNN)
- ALSVR (Large-Scale Visual Recognition Dataset)
- ACT (Addeep Automatic Content Convergence Technology)
- Deep Blend
- 스마트콘텐츠(Smart Content)
- Blang
- Condition Pack
- GPR Ads
- S2E (Social to Earn)
- PiMS (Product Information Management System)
- Target Commerce
- Addeep GPR Ecosystem
- ACI (Addeep Content Identifier)
- CAMS (Content Authentication Management System)
- Addeep Wallet / Reward Cash

### Part 02. Data & Representation Sector (데이터·표현·잠재공간) (총 35개)

1. 데이터 구조 ----- 10p

- Entity(엔티티)

- Feature Store
- Feature Extraction (특징 추출)
- Event Normalization (이벤트 정규화)
- Interaction Sequence
- Activity Factor (AF, 활동지수)
- Communication Factor (CF, 소통지수)
- Demographic Data (DD, 인구통계학적 데이터)
- Content Classification (CC, 콘텐츠분류)

2. 임베딩·잠재공간·표현 -----11p

- Embedding Network
- GPR Integrated Shared Latent Space (GPR 통합 공유 잠재공간)
- Latent Space (잠재공간)
- z-space
- Semantic Embedding
- Intent Embedding
- Product Embedding
- Attribute Embedding
- LEC (Latent Entity Code, 잠재 엔티티 코드)
- Discrete Latent Token (이산 잠재 토큰)
- Normalization (정규화)
- Standardization (표준화)
- Dimensionality Reduction (차원 축소)

3. 멀티모달 표현 -----14p

- Multimodal Representation
- Cross-modal Representation
- Cross-modal Alignment
- Multimodal Fusion
- Modality Normalization
- Contrastive Learning(CLIP-style)

4. 벡터DB·검색 -----15p

- Vector Index
- Vector DB
- Vector Caching
- ANN Search
- Similarity Search
- Distance Metric
- Re-ranking

## Part 03. Mindset Inference Sector (마인드셋 추론)

1. LMM 구조 -----17p

- LMM (Large Mind-Mining Model)
- Mindset Vector
- Mindset Prior
- Behavior Encoder
- Context Encoder
- Preference Decay
- Intent Predictor

2. UMM -----17p

- UMM (User Mind Map)
- UMM Storage
- UMM Update Loop

3. G-DIEN -----18p

- G-DIEN (GPR Deep Interest Evolution Network)
- Short-term Interest Model
- Long-term Interest Model
- Local Activation Unit
- Evolution Layer
- Interest Extractor
- Interest Drift
- Session State

• Short-term State	• Visual Blend Mask
• Long-term State	• Scene Auto-repair
4. ACNN -----19p	3. 멀티모달·품질 제어 -----24p
• Visual Embedding	• Face Consistency Guard
• Visual Normalization	• Safety Filter (Nudity/Violence Filter)
• Visual Feature Map	• Product Placement Generator
• ALSVR Dataset	• Tone Matching Module
• Style Consistency Engine	• Lighting Adjustment
• Object Integration	• Semantic Render Correction
• Output Quality Scoring	• Rendering Prior
• Scene Consistency Checker	• Template-based Generation
• Free-form Generation	• Blang Content
• Emotion-controlled Generation	• Persona-consistent Generation
• Scene Transition Modeling	• Smart Content Renderer
Part 04. ACT & Content Sector (콘텐츠 생성·융합)	Part 05. Recommendation & Serving Sector (추천, 서빙)
1. ACT 파일라인 -----22p	
• ACT (Addeep Automatic Content Convergence Technology)	
• Content Tokenizer	
• Latent Fusion Generator	
• Rendering Stage	
• Post-processing Stage	
• Visual Consistency Module	
• Quality Scoring Module	
• Safety Filter	
2. Deep Blend 구성 요소 -----22p	
• Deep Blend	
• Visual Alignment	
• Brand Embedding	
• Logo Preservation Rule	
• Brand-Safe Generation	
• Scene Style Transfer	
• Object Relighting	
• Perspective Harmonization	
• Background Harmonizer	
• Foreground Preserver	
• Semantic Blend	

- Multi-stage Ranking
  - Feed Rendering Engine
2. 의도·맥락 기반 개인화-----31p
- Intent-aware Ranking
  - Context-aware Ranking
  - Session-based Personalization
  - Long-term Personalization
3. 목표·다양성 기반 랭킹 -----31p
- Multi-objective Ranking
  - Diversity Control
  - Novelty Boosting
  - Exposure Policy
4. 실시간 서빙·인프라 -----32p
- Serving Layer
  - Real-time Inference
  - Latency Optimization
  - Caching Strategy
  - Vector Retrieval Layer
  - Hybrid Retrieval
5. 실시간 사용자 행동 기반 모델링 -----33p
- Relevance Scoring
  - Weight Tuning
  - User-state Conditioning
  - Product-aware Ranking
  - Ad-aware Ranking
  - Hybrid Recommendation
  - Multi-armed Bandit
  - Online CTR Prediction
  - Real-time Engagement Modeling
  - Consumption Depth Modeling
- Scroll-based Optimization
  - Real-time Feedback Loop
  - Frequency Cap
  - Saturation Controller
6. 탐색·콜드스타트·모니터링 -----36p
- Exploration Module
  - Cold-start Handler
  - Real-time Monitoring

## Part 01. Addeep Signature Concepts

애딥 고유 핵심 기술 용어

### 1. Augmented AI(증강 AI) Addeep-GPR(Generative Pre-trained Recommender)

정의

사용자의 명시적 입력 없이, 다차원 개인화 데이터를 기반으로 사용자의 마인드셋을 자동 추론하고, 이에 맞는 개인화 콘텐츠를 완전 자동으로 생성하는 비대화형 생성형 AI 모델이다.

상세 정의

Addeep-GPR은 기존 LLM 기반 생성 모델을 단순 대화 엔진으로 사용하는 방식에서 벗어나, 사용자 행위·콘텐츠·광고·상품·맥락 데이터를 모두 통합하여 연속적인 의사결정·생성·추천을 수행하는 확장형 AI 프레임워크이다.

이 구조는 멀티모달 입력 해석, 개인 의도 예측, 콘텐츠·광고·상품의 통합 지능화, 보상 정책 자동화 등을 포함하며, 플랫폼 상의 모든 사용자 경험을 하나의 AI 기반 의사결정 체계로 연결한다.

### 2. GPMD (GPR-Personalized Multi-Dataset Layer)

정의

GPMD(GPR-Personalized Multi-Dataset Layer)는 사용자의 취향, 감정, 행동, 상황 데이터를 기반으로 Addeep 서비스 전체가 사용자마다 다르게 작동하도록 만드는 개인화 엔진이다. 콘텐츠 추천 수준의 개인화를 넘어, 앱의 동작 방식, 콘텐츠 노출 순서, UI 흐름, 참여 구조, 보상 구조까지 모두 사용자별로 변화시키는 핵심 기술이다.

상세 정의

GPMD는 다차원 사용자 데이터(PMD)·사용자 상태 모델(UMM)·마인드셋 추론 모델(LMM)을 통합하여, 개별 사용자별 서비스 정책을 자동 산출·조합·적용하는 정책 엔진으로 정의한다.

이 레이어는 콘텐츠 단위의 개인화가 아니라 서비스 전역(Service-wide) 단위 개인화를 목표로 설계되며, 앱의 구조, 인터랙션 흐름, 추천 구조, 생성형 콘텐츠 변형 방식, 보상 정책까지 모든 구성 요소를 사용자 단위로 동적으로 재배치한다.

### 3. MMR (Mind-Mining Recommendation Architecture)

정의

사용자의 마인드셋 추론, 장기 상태 저장, 콘텐츠 생성, 추천 노출, 행동 피드백을 통합한 애딥의 5단계 인공지능 추천 아키텍처를 의미 한다.

상세 정의

MMR은 데이터 수집, 마인드셋 추론, 상태 메모리, 생성·융합, 피드백·재학습으로 구성된 구조로서, 각 단계가 상호 연계되어 사용자 의도 중심의 연속적 추천 순환을 이루도록 설계된다. 이를 통해 플랫폼의 추천·광고·커머스 의사결정이 사용자 개인의 의도·정서·상황에 따라 실시간으로 변화하고 최적화된다.

MMR 아키텍처 구성

1. Layer 1 (데이터 수집): user\_event\_stream, content\_creation\_event, social\_interaction\_event 등 수집
2. Layer 2 (AI 처리): LMM 마인드셋 추론, 특징 추출
3. Layer 3 (메모리 저장): UMM 마인드맵 저장 (Redis/RocksDB/Neo4j 하이브리드)
4. Layer 4 (콘텐츠 생성): Condition Pack 생성, ACT 콘텐츠 융합
5. Layer 5 (피드백): 사용자 반응, 성능 메트릭, A/B 테스트

### 4. LMM (Large Mind-Mining Model)

정의

사용자의 행동·소통·콘텐츠 소비 패턴·시간적 맥락을 기반으로 개인의 마인드셋을 추론하는 대규모 의도 추론 모델이다.

상세 정의

LMM은 텍스트·이미지·행동 시퀀스 등 이질적 입력을 통합 처리하여 사용자의 단기적 관심, 장기적 경향성, 감정 상태, 구매·소비 성향 등을 확률 기반 벡터로 표현한다.

이 모델은 멀티모달 트랜스포머, 시퀀스 관심 추적, 시각 특징 융합 등의 기술을 활용하여

사용자 지향적 추천·생성 과정의 기반을 형성한다.

### 5. UMM (User Mind Map)

정의

사용자의 단기·중기·장기적 마인드셋 상태를 구조화된 형태로 저장하고 관리하는 개인화 지능 메모리 구조이다.

상세 정의

UMM은 세션 단위의 즉각적 상태, 시간 기반 단기 변화, 장기적 선호도를 분리하여 저장하는 다층 메모리 체계로 구성된다.

이 구조는 생성형 추천·콘텐츠 생성·광고 노출 최적화에 필요한 개인 기준점을 제공하며,

사용자의 감정·의도·참여도 변화에 따른 실시간 적응을 가능하게 한다.

## 6. G-DIEN (GPR Deep Interest Evolution Network)

### 정의

사용자의 관심사 변화(Interest Evolution)를 시간적 관점에서 분석·예측하기 위해 설계된 관심 진화 모델이다.

### 상세 정의

G-DIEN은 사용자의 최근 관심과 장기적 패턴의 상호작용을 파악하기 위해

Local Activation Unit, Evolution Layer, Interest Extractor 등의 구성 요소를 포함한다.

이를 통해 단일 행동이 아니라 행동의 흐름을 기반으로 “현재 무엇에 가장 관심이 높은가”를 정교하게 도출한다.

## 7. ACNN (Addeep Convolutional Neural Network)

### 정의

애드 생태계 내 콘텐츠·상품·광고 기반 시각 특징을 추출하기 위해 설계된 영역 특화 CNN 기반 모델이다.

### 상세 정의

ACNN은 ALSVR 데이터셋을 기반으로 사전학습되며, 상품 카테고리, 브랜드 자산, 콘텐츠 맥락 등 도메인 특화 특징을 고정밀도로 추출한다.

이 시각 임베딩은 LMM, GPR, ACT 생성 등 전 과정에 활용된다.

## 8. ALSVR (Addeep Large-Scale Visual Recognition Dataset)

### 정의

ACNN 및 멀티모달 AI 모델 학습을 위해 구축된 애드 대규모 시각 데이터셋이다.

### 상세 정의

ALSVR은 패션·뷰티·일상·리빙·상품·광고 기반 시각 데이터로 구성되며, 브랜드 규칙·상품 특징·광고 톤 등 GPR/ACT의 실전 활용에 필요한 시각적 다양성과 표현력을 제공한다.

## 9. ACT (Addeep Automatic Content Convergence Technology)

### 정의

콘텐츠, 광고, 상품, 시각 요소 등을 의미적으로 정렬한 뒤 단일 콘텐츠로 자동 결합·생성하는 애드의 콘텐츠 융합 엔진이다.

### 상세 정의

ACT는 콘텐츠 토크나이징, 의미 융합, 시각 스타일 정렬, 광고·상품 요소 삽입, 최종 렌더링까지 전 과정을 자동화된 파이프라인으로 처리한다.

Deep Blend, Visual Alignment, Brand-Safe Generation 기능 등이 포함되며 GPROI 추론한 z-fusion 조건을 실질적 시각 결과물로 구현한다.

## 10. Deep Blend

### 정의

광고·상품·인물·배경·시각 스타일을 자연스럽게 통합하기 위한 ACT 내부의 시각 융합 알고리즘이다.

### 상세 정의

Deep Blend는 장면 구조 분석, 색상·톤·광원 보정, 객체 경계 정렬, 브랜드 룰 반영 등을 수행하여 광고나 상품을 삽입한 스마트콘텐츠가 원본처럼 보이도록 정교한 합성을 수행한다.

이는 콘텐츠 기반 광고의 핵심 기술적 차별 요소 중 하나이다.

## 11. Blang

### 정의

사용자가 스마트콘텐츠를 손쉽게 생성할 수 있도록 설계된 AI 기반 콘텐츠 생성 인터페이스이다.

### 상세 정의

Blang은 텍스트 입력·이미지 선택·스타일 조정·광고 결합 여부 선택 등 콘텐츠 생성 과정을 직관적인 단계로 단순화하여, 사용자가 복잡한 AI 모델을 직접 다루지 않아도 생성형 콘텐츠 제작을 가능하게 한다.

## 12. HUGM(Hyper-personalized user mind mining)

### 정의

'초개인화된 사용자의 마음(의도, 선호)을 채굴(분석)하는 기술'을 의미한다.

## 상세 정의

HUGM은 일반적인 개인화를 넘어선 '초개인화'를 목표로 한다. 이는 단순히 사용자의 클릭 이력이나 구매 내역을 분석하는 것을 넘어, 사용자의 활동 패턴, 소통 지수, 인구통계학적 데이터, 심지어 명시적으로 표현하지 않은 숨은 의도까지 파악하려는 AI 기술이다.

'마인드 마이닝(Mind Mining)'이라는 용어에서 알 수 있듯이, HUGM은 사용자의 데이터를 깊이 있게 '채굴'하여 그 사람의 취향, 관심사, 다음 행동의도 등을 예측하는 것을 목표로 한다.

## 13. Condition Pack

### 정의

콘텐츠 생성 및 추천 과정에서 활용되는 개인화 조건 묶음으로, UMM에서 추출된 의도·감정·톤·소비 패턴·시간 정보 등이 포함된다.

### 상세 정의

Condition Pack은 콘텐츠 생성 시 ACT의 렌더링 조건, GPR의 추천 의사결정 조건, 광고 매칭 조건 등을 통합적으로 제어하는 개인별 지능형 파라미터 세트 역할을 수행한다.

## 14. GPR Ads

### 정의

GPR 기반 사용자 타겟팅, 크리에이티브 생성, 노출 제어, 성과 최적화를 통합적으로 수행하는 애딥의 광고 엔진이다.

### 상세 정의

GPR Ads는 마인드셋 기반 세분화, ACT 기반 광고 생성, 실시간 노출 조정, 성과 기반 보상 조정까지 하나의 AI 시스템으로 구성되며, 광고주·유저·크리에이터 모두에게 성과 최적화된 광고 환경을 제공하도록 설계된다.

## 15. S2E (Social to Earn)

### 정의

콘텐츠 소비·생성·공유 등 소셜 활동을 경제적 보상으로 연결하는 참여 기반 보상 구조이다.

### 상세 정의

S2E는 광고 수익·커머스 수익·참여도 지표를 기반으로

사용자에게 직접적인 보상을 배분하는 구조로 설계되며, 플랫폼의 경제 생태계 확장 및 지속적 참여를 유도한다.

## 16. PiMS (Product Information Management System)

### 정의

상품 정보·속성·이미지·브랜드 요소를 구조화하여 GPR·ACT·광고 엔진이 활용할 수 있도록 제공하는 AI 상품 데이터 관리 시스템이다.

### 상세 정의

PiMS는 상품의 속성 기반 토큰화를 수행하고 상품-콘텐츠-광고 간 의미적 정렬을 위한 기반 정보를 제공하며, 타겟 커머스 및 상품 추천의 핵심 데이터 레이어로 작동한다.

## 17. AI Target Commerce

### 정의

콘텐츠, 광고, 상품이 하나의 사용자 경험으로 결합되는 초개인화형 AI 기반 실시간 커머스 노출 방식이다.

### 상세 정의

사용자의 취향·상황·감정·전환 가능성을 고려한 상품 노출이 콘텐츠와 자연스럽게 통합되며, 결제까지 일관된 흐름으로 이어지는 사용자 중심 커머스 모델을 구성한다.

## 18. Addeep GPR Ecosystem

### 정의

사용자, 크리에이터, 광고주, 판매자, 외부 파트너가 GPR 기반 AI 구조에 의해 상호 연결되는 애딥의 통합 경제 생태계를 의미한다.

### 상세 정의

콘텐츠 생성, 광고 집행, 상품 판매, 보상 분배 등 각 참여자의 활동이 GPR 기반의 지능적 순환 구조 안에서 결합되며, 플랫폼 전체가 하나의 AI 경제권으로 기능하도록 설계된다.

## 19. ACI (Addeep Content Identifier)

### 정의

콘텐츠 파일 내부에 고유 식별 코드를 삽입하여 저작권·소유권·사용 이력을 추적하는 보호 기술이다.

## 상세 정의

ACI는 파일 변조·재배포·무단 사용을 감지하고 정산·저작권 분배 과정의 투명성을 담보하기 위한 기초 기술로 사용된다.

## 20. CAMS (Content Authentication Management System)

### 정의

콘텐츠의 진위, 소유권, 저작권, 정산 정보를 관리하는 인증·감사 시스템이다.

## 상세 정의

CAMS는 ACI 식별자 해석, 이용 로그 검증, 재생 권한 관리, 수익 배분 기록 등을 통합적으로 관리하도록 설계된다.

## 21. Reward Cash / Addeep Wallet

### 정의

S2E 보상 및 경제 활동에서 발생한 수익을 관리·보관하는 전자 지갑 시스템이다.

## 상세 정의

지갑은 보상 적립, 광고 수익 분배, 커머스 결제, 출금 등을 지원하며 향후 Web3 확장성을 고려한 구조를 기반으로 한다.

## 22. Addeep AlaaS / Addeep AI GPR

### 정의

애딥의 GPR·ACT·LMM·PiMS 기능을 외부 서비스가 API·SDK 형태로 활용할 수 있도록 제공하는 AI 서비스 플랫폼이다.

## 상세 정의

추천·광고·콘텐츠 생성·커머스 등 각종 AI 기능을 엔터프라이즈·파트너 서비스로 확대하기 위해 구축된 확장형 AI 서비스 계층이다.

## Part 02. Data & Representation

### 데이터·표현·잠재공간

애딥의 LMM, UMM, GPR, ACT 모델이 작동하기 위해 데이터를 “이해 가능한 형태”로 구조화·정규화·표현하는 모든 기술을 포함한다. 멀티모달 AI의 핵심은 결국 “데이터를 어떻게 표현하는가”이기 때문에, 본 파트는 애딥 전체 AI 생태계의 토대이다.

#### (1) 데이터 구조

##### 1. Entity (엔티티)

**정의:** AI가 처리하는 독립적 의미 단위 객체.

**상세 정의:** 엔티티는 사용자, 콘텐츠, 광고, 상품, 태그 등 플랫폼 내의 모든 의미 있는 객체를 의미한다. AI 모델은 숫자 기반 계산만 가능하기 때문에, 엔티티는 속성(Feature), 상태(State), 관계(Relation) 구조를 갖고 임베딩 처리된다. 이러한 구조 덕분에 “사용자-상품”, “콘텐츠-광고”, “상품-브랜드” 같은 의미적 연결을 모델이 이해할 수 있다. 엔티티는 추천·검색·광고·매칭의 최종 단위로 사용된다.

##### 특징

- 고유 ID, 속성, 관계를 포함한 구조
- 임베딩·지식그래프·추천 시스템의 기본 단위
- 모달(text/image/action/product)을 포함한 복합 구조
- 벡터DB 및 ANN 검색의 최소 단위로 정의됨

##### 2. Feature Store

**정의:** 모델이 사용하는 모든 특징값을 중앙에서 관리하는 데이터 저장 계층.

**상세 정의:** Feature Store는 사용자 정보, 콘텐츠 분석 결과, 상품 속성, 행동 로그 등 AI 모델이 사용하는 특징(feature)들을 통합 관리한다. 오프라인(배치) 피처와 실시간(온라인) 피처를 동시에 다루며, LMM/GPR 추론 시 즉시 로딩 가능한 형태로 제공해 모델의 안정성과 성능을 크게 좌우한다. 안정적인 스키마 관리, TTL(Time-to-Live), 품질 검증이 요구된다.

##### 특징

- 피처 단위 버저닝 및 스키마 관리
- 실시간 피처/배치 피처의 이중 구조 운영
- ACNN 시작 피처, 행동 AF/CF, 상품 PiMS 피처 저장

- 캐싱·프리컴퓨팅 기반 추론 속도 최적화

##### 3. Feature Extraction (특징 추출)

**정의:** 원본 데이터를 모델이 이해하는 형식의 특징(feature)로 변환하는 과정.

**상세 정의:** 텍스트(토큰화), 이미지(ACNN 피처), 행동 로그(이벤트 파싱), 상품 메타데이터(속성 추출) 등 모달별 전처리를 수행한다. 이 과정은 모델 성능을 좌우하는 핵심 단계로, 노이즈 제거·정규화·클리닝 등이 포함되며 Feature Store 또는 Embedding Network로 전달된다.

##### 특징

- 멀티모달 입력 전처리 핵심 단계
- 텍스트/이미지/상품/행동별 개별 파이프라인 적용
- 노이즈 제거 및 정규화 포함
- 추론 경로와 학습 경로에서 동일한 처리 보장

##### 4. Event Normalization (이벤트 정규화)

**정의:** 다양한 형태의 사용자 이벤트를 일관된 구조로 정규화하는 과정.

**상세 정의:** 클릭·시청·스크롤·구매 등 다양한 행동 이벤트는 기기·앱 버전·네트워크 환경에 따라 서로 다른 형태로 기록된다. Event Normalization은 이러한 사건들을 “시간·강도·타입·세션” 기준으로 표준화함으로써 LMM/G-DIEN이 시퀀스를 정확하게 읽도록 한다. 이는 AI가 “행동의 의미”를 파악하는 데 필수적이다.

##### 특징

- 이벤트 타입을 공통 스키마로 통일
- Timestamp, weight 설정, 세션 구조 적용
- 이벤트 중복 제거 및 오탐 필터링
- 실시간 스트리밍 파이프라인 기반 처리

##### 5. Interaction Sequence (상호작용 시퀀스)

**정의:** 사용자의 행동을 시간 순서로 정렬한 시퀀스 데이터.

**상세 정의:** 사용자의 시청 → 스크롤 → 좋아요 → 클릭 같은 행동 흐름이 저장되며, G-DIEN/LMM은 이를 기반으로 “현재 무엇을 원하는가(단기 관심)”와 “장기적으로 무엇을 좋아하는가(장기 관심)”를 추론한다. Interaction Sequence는 GPR의 개인화와 생성 조건에서 가장 중요한 신호 중 하나이다.

## 특징

- 시간 기반 행동 패턴 표현
- short-term / long-term 관심 동시 반영
- Transformer 기반 시퀀스 인코딩 적용
- 마인드셋 추론 정확도에 직접 영향

## 6. Activity Factor (활동지수, AF)

**정의:** 사용자의 활동 강도·빈도·몰입도를 정량화한 패턴 데이터.

**상세 정의:** AF는 시청 시간, 탐색 빈도, 장르별 체류 시간, 스크롤 깊이 등 사용자의 전반적 활동 수준을 나타내는 지표이다. LMM은 AF를 통해 사용자의 “활성도 타입”, “에너지 레벨”, “몰입 상태”를 판단하며, 이는 개인화와 광고 타겟팅의 중요한 기준이 된다.

## 특징

- 장르별 활동 비율 계산
- 세션 몰입도 파악
- 사용자 참여도 모델링
- LMM의 장기 선호 판단에 기여

## 7. Communication Factor (소통지수, CF)

**정의:** 사용자 간 상호작용 강도를 나타내는 소통 지표.

**상세 정의:** 댓글, 공유, DM, 태그, 멘션 등 사용자 간 커뮤니케이션 데이터를 기반으로 사용자의 사회적 성향과 상호작용 패턴을 반영한다. CF는 플랫폼 내 영향력, 사회적 감정 상태, 참여 지속성 등을 추론하는 신호로 작동하며 GPR의 콘텐츠·광고 매칭 품질을 높인다.

## 특징

- 유저 간 연결 구조 분석
- 소셜 활동량 기반 영향력 추정
- 감정/참여 성향 보조 신호
- UMM의 관계 기반 마인드셋 강화

## 8. Demographic Data (인구통계학적 데이터, DD)

**정의:** 사용자 기본 정보를 나타내는 정적 속성 데이터.

**상세 정의:** 연령, 성별, OS, 국가, 지역 등 기본 정보를 포함하며

Cold-start 환경에서 중요한 초기 조건이다. DD는 단독으로는 약한 신호지만 행동 데이터와 결합되면 클러스터링·세그먼트 기반 추천·타겟팅 품질을 높인다.

## 특징

- Cold-start 문제 완화
- 선형/비선형 모델의 기본 prior로 활용
- 안정적·정적 속성 기반 조정
- 광고/커머스 세그먼트 기준과 연동

## 9. Content Classification (콘텐츠 분류, CC)

**정의:** 콘텐츠의 장르·주제·특징을 구조적으로 분류한 메타데이터.

**상세 정의:** “패션, 뷰티, 리뷰, 코믹, 일상” 등으로 분류하여 모델이 콘텐츠 의미를 식별할 수 있도록 한다. CC는 추천·광고 매칭·ACT 생성의 스타일 기준으로 활용되며 콘텐츠 간 충돌(tonal conflict)을 방지한다.

## 특징

- hierarchical category 구조
- 콘텐츠 의미 기반 분류
- 생성/광고/커머스 통합 기준
- z-space 정렬 안정화 기여

## (2) 임베딩·잠재공간·표현

### 10. Embedding Network

**정의:** 입력 데이터를 고정 길이 벡터로 변환하는 인코딩 모델.

**상세 정의:** 텍스트, 이미지, 행동, 상품 등 다양한 모달 데이터를 숫자 벡터로 변환해 모델이 연산 가능하도록 만든다. Embedding Network는 GPR, ACT, PiMS 등 모든 모델의 기초 입력을 담당하며, 임베딩 품질이 곧 추천과 생성의 품질로 이어진다.

## 특징

- 모달별 독립 인코더(text/vision/action/product)
- LayerNorm-Dropout 등 안정화 기법 포함
- Latent Space 투사 위한 벡터 정규화

- ANN 검색과 호환 가능한 고정 차원 출력

## 11. GPR Integrated Shared Latent Space (GPR 통합 공유 잠재공간)

**정의:** GPR Integrated Shared Latent Space는 이미지·영상·텍스트·광고·상품·행동로그(CF/AF/DD/CC)를 포함한 모든 모달리티 데이터를 하나의 의미 기반 좌표계(semantic coordinate system)로 정렬·표현하기 위한 Addeep 고유의 통합 잠재 공간이다.

이 잠재 공간은 DIEN, LMM, ACNN, ACT, PiMS Recommendation 등 GPR 아키텍처 전체가 일관된 의미 논리로 동작하도록 보장하는 핵심 기반이며, 모든 입력 데이터가 동일한 의미 해상도와 기하 구조를 갖도록 통합 표현한다.

즉, GPR의 모든 AI 모델이 “같은 언어를 사용”하도록 만드는 통합 표현 공간이다.

**상세 정의:** GPR Integrated Shared Latent Space는 텍스트·이미지·영상·광고·상품·행동로그(CF/AF/DD/CC)를 하나의 의미 기반 잠재 공간으로 정렬하는 GPR의 핵심 표현층이다.

모든 데이터가 동일한 의미 좌표계에서 표현되도록 만들어 LMM의 마인드셋 추론, UMM 그래프 생성, ACT의 콘텐츠 융합, PiMS 상품 매칭, GPMD의 개인화 정책 결정이 전부 같은 언어·같은 구조로 동작하도록 보장한다.

이 Shared Latent Space는

- ① 멀티모달 인코더들의 대조학습 기반 정렬(contrastive alignment),
  - ② 의미 축(의도·정서·관심·상황·엔티티·스타일)의 표준화,
  - ③ ACT 전용 생성 z-space 확장
- 으로 구성되며, 이를 통해 GPR 전체가 추천·생성·광고·커머스·정책 까지 완전히 통합된 의미 체계에서 작동하는 일관된 AI 시스템이 된다.

### 특징

- 모든 모달리티 데이터를 하나의 의미 기반 잠재 공간으로 통합 정렬
- LMM·UMM·ACT·PiMS·GPMD가 동일한 표현 체계에서 일관되게 동작하도록 함
- 대조학습 기반 멀티모달 정렬과 의미 축(의도·정서·관심·상황) 표준화를 수행
- ACT 생성 z-space와 연계되어 개인화된 증강 콘텐츠 생성의 기초 표현층 역할

## 12. Latent Space (잠재공간)

**정의:** 모델이 의미를 압축·추상화하여 벡터 형태로 저장하는 공간.

**상세 정의:** 이미지 분위기, 문장 의미, 상품 속성, 사용자 의도 등 다양한 정보가 고차원 벡터로 재구성된다. 이 공간은 인간이 직접 해석하기 어렵지만, 모델은 이 공간 내 거리·방향을 기준으로 의미를 이해하고 생성한다.

### 특징

- 의미 기반 수학적 표현 공간
- 추천/생성 모델이 작동하는 연산 영역
- 유사도 계산 기반
- 디코더(ACT)를 통해 콘텐츠로 복원 가능

## 13. z-space

**정의:** GPR이 사용자 상태·콘텐츠 의미·상품 정보·맥락을 통합한 단일 잠재 표현 공간.

**상세 정의:** GPR은 여러 토큰(Intent, Product, Context, Observation)을 조합해 하나의 z-vector를 생성한다. 이 벡터는 “지금 이 상황에서 무엇을 생성/추천해야 가장 자연스러운가”를 결정하는 핵심 기준이 된다.

### 특징

- GPR 특화 통합 잠재 표현
- 개인화 조건과 콘텐츠 의미 동시 반영
- ACT 생성 파이프라인과 연결
- 실시간 업데이트 가능

## 14. Semantic Embedding

**정의:** 텍스트·이미지·상품 속성의 ‘의미’를 숫자 벡터로 표현한 임베딩.

**상세 정의:** 문장의 맥락, 이미지의 분위기, 상품 특성, 광고 톤 등 의미적 요소를 정량 벡터로 표현한다. Semantic Embedding 품질은 추천·검색·광고 타겟팅 정확도를 결정한다.

### 특징

- 의미 기반 벡터 표현
- cosine similarity 기반 비교

- 모달 초월 의미 정렬
- 생성·추천 품질 직접 향상

## 15. Intent Embedding

**정의:** 사용자의 의도·관심 상태를 벡터로 표현한 임베딩.

**상세 정의:** 행동 시퀀스, 세션 로그, 관심 분포 등을 분석해 “사용자가 지금 무엇을 원하는가”를 추론한다. GPR의 추천·광고 노출·상품 매칭 우선순위를 결정하는 핵심 신호이다.

### 특징

- 단기/장기 의도 동시 반영
- 행동 빈도·전환율 기반 보정
- 개인화 정책의 기준값
- 상태 변화 감지 및 decay 적용

## 16. Product Embedding

**정의:** 상품의 모든 속성을 하나의 숫자 벡터로 표현한 임베딩.

**상세 정의:** 가격, 브랜드, 카테고리, 이미지 품질, 사용행태 등 상품의 주요 특징을 벡터로 통합 표현한다. 이를 기반으로 “이 콘텐츠와 잘 맞는 상품인가”, “이 광고와 자연스러운가” 등을 판단한다.

### 특징

- 텍스트·이미지·속성 데이터 통합
- 상품 간 유사도 계산 가능
- PiMS 기반 구조적 의미 반영
- GPR/ACT/Ads 모두 활용

## 17. Attribute Embedding

**정의:** 상품·콘텐츠의 단일 세부 속성을 표현한 임베딩.

**상세 정의:** 색상, 소재, 스타일, 사이즈, 계절감 등 세부 속성을 개별 벡터로 표현하여 더욱 정교한 매칭 및 생성이 가능하게 한다. Attribute-level 표현은 ACT 자연스러운 합성에 필수적이다.

### 특징

- fine-grained 속성 표현
- 상품·콘텐츠 정밀 매칭

- ACT 생성 조건으로 사용
- PiMS attribute layer 기반

## 18. LEC (Latent Entity Code, 잠재 엔티티 코드)

**정의:** 엔티티를 고정된 코드북 기반 이산 토큰으로 표현한 잠재 코드.

**상세 정의:** 연속 벡터를 discrete code로 변환하여 모델이 엔티티를 효율적으로 저장·연산하도록 한다. 이는 GPR 정책 계산·ACT 합성 속도 최적화에 기여한다.

### 특징

- VQ-VAE 기반 discretization
- 메모리 효율 증가
- codebook 기반 빠른 검색
- latent-level 토큰 관리 가능

## 19. Discrete Latent Token (이산 잠재 코드)

**정의:** 잠재 벡터를 코드북 기준으로 변환한 이산 토큰.

**상세 정의:** 이미지·상품·행동과 같은 복잡한 표현을 token sequence 형태로 바꿔 생성·검색·저장 효율을 높인다. ACT의 생성 품질 향상에 중요한 구조다.

### 특징

- sequence-like 표현 가능
- latent 압축 및 복원
- fast codeword lookup
- GPR 정책 연산 최적화

## 20. Normalization (정규화)

**정의:** 입력·특징의 분포를 일정한 규칙으로 정렬하는 정규화 기법.

**상세 정의:** LayerNorm, BatchNorm 등을 통해 피처의 스케일·분포 차이를 제거하여 모델 안정성 및 수렴 속도를 높인다. 모달별 균일한 연산 환경을 조성한다.

### 특징

- 분포 차이 해소

- 학습 안정화 기여
- latent space 스케일 통일
- 모달 정렬에 필수

## 21. Standardization (표준화)

정의: 피처 값을 평균 0, 표준편차 1 형태로 변환하는 방식.

상세 정의: 다양한 분포(예: 가격 vs 시청시간)를 가진 피처들을 공통 기준으로 정렬해 모델 학습을 안정화한다.

### 특징

- 스케일 통일
- 분포 불균형 보정
- 극단값 영향 감소
- normalization과 함께 사용

## 22. Dimensionality Reduction (차원축소)

정의: 고차원 데이터를 의미 손실 최소화하며 저차원으로 압축하는 기술.

상세 정의: PCA, AutoEncoder, Transformer 기반 reduction 등을 사용해 계산 효율을 높이고 벡터DB·ANN 검색 구조를 최적화한다.

### 특징

- 연산 및 저장량 절감
- latent 의미 구조 유지
- ANN 검색 효율 증가
- 시각화 및 군집화 용이

## (3) 멀티모달 표현

### 23. Multimodal Representation

정의: 여러 모달을 통합한 단일 표현 구조.

상세 정의: 텍스트·이미지·상품·행동 임베딩을 하나의 벡터로 결합해 AI가 '상황 전체'를 한 번에 처리할 수 있도록 한다.

### 특징

- cross-modal 결합
- z-fusion 구성 핵심
- 생성조건 통합 표현
- 콘텐츠/광고/상품을 동시에 이해

## 24. Cross-modal Representation

정의: 서로 다른 모달 간 의미 대응을 표현한 구조.

상세 정의: 이미지-텍스트, 콘텐츠-상품처럼 모달 쌍이 얼마나 의미적으로 일치하는지를 벡터 공간에서 직접 계산할 수 있게 한다.

### 특징

- 멀티모달 대응 구조
- 의미 비교 및 매칭 가능
- CLIP·대조학습 기반 학습
- ACT 합성 품질 향상

## 25. Cross-modal Alignment

정의: 서로 다른 모달을 동일 의미 기준으로 정렬하는 과정.

상세 정의: alignment가 잘되면 이미지→상품→광고→콘텐츠 간 "의미적 충돌" 없이 결합이 가능해진다.

### 특징

- multimodal encoder의 핵심
- 모달 간 거리 기준 통일
- 추천/생성 안정성 증가
- 대조학습 기반 최적화

## 26. Multimodal Fusion

정의: 여러 모달을 하나의 벡터로 융합하는 과정.

상세 정의: 텍스트, 이미지, 행동, 상품 피처를 weighted fusion 또는 transformer fusion 방식으로 결합해 z-fusion을 구성한다.

### 특징

- 가중치 기반 결합

- 개인화 정보 반영
- GPR 출력 품질 결정
- ACT 생성 조건과 직접 연동

## 27. Modality Normalization

**정의:** 모달 간 피처 분포 차이를 줄이는 정규화 단계.

**상세 정의:** 각 모달의 임베딩 크기나 분포가 다르면 alignment 품질이 떨어지기 때문에 이를 균등하게 조정한다.

### 특징

- 스케일 조정
- cross-modal 안정성 개선
- fusion 품질 향상
- latent 균질성 유지

## 28. Contrastive Learning

**정의:** 유사한 데이터를 가깝게, 다른 데이터를 멀리 배치하는 학습 방식.

**상세 정의:** positive/negative pair를 구성하여 모달 간 의미 정렬 성능을 극대화한다. CLIP류 모델의 핵심 훈련 방식이며, 애딥의 멀티 모달 matching 품질을 강화한다.

### 특징

- 의미 기반 임베딩 강화
- alignment 필수 기술
- multimodal matching 품질 개선
- shared latent 안정화

## (4) 벡터DB·검색

### 29. Vector Index

**정의:** 벡터DB에서 벡터를 빠르게 검색하기 위한 데이터 구조.

**상세 정의:** HNSW, IVF-PQ 같은 고급 인덱스를 사용해 수백만~수억 벡터를 빠르게 탐색한다. 추천·광고·커머스 실시간 처리 성능을 결정하는 핵심 요소다.

### 특징

- 고속 k-NN 검색
- 그래프 기반 구조(HNSW) 활용
- approximate search 최적화
- 실시간 피드 생성에 필수

## 30. Vector DB

**정의:** 임베딩 벡터를 저장·관리·검색하기 위한 특화 데이터베이스.

**상세 정의:** 텍스트·이미지·상품 의미를 벡터로 저장한 뒤, 유사한 벡터(=의미적으로 비슷한 항목)를 빠르게 검색하는 기능을 제공한다. 예를 들어 “힐링 분위기 이미지”를 입력하면 비슷한 느낌의 이미지·상품·광고를 반환할 수 있다. 추천·AI 검색·タ겟 광고·상품 매칭의 핵심 인프라이다.

### 특징

- 의미 기반 검색 구현
- 유사도 기반 score 계산
- ANN 인덱스(HNSW, IVF-PQ) 결합
- GPR·ACT·PiMS 전반에서 사용됨

## 31. Vector Caching

**정의:** 빈번히 조회되는 벡터를 메모리에 저장해 검색 속도를 높이는 기법.

**상세 정의:** 인기 콘텐츠 벡터, 대표 상품 벡터, 세션 기반 유저 벡터 등을 메모리에 캐시해 latency를 극적으로 줄인다.

### 특징

- 고속 응답 제공
- 메모리 기반 즉시 검색
- ANN 부하 감소
- 실시간 개인화 품질 향상

## 32. ANN Search

**정의:** 가장 유사한 벡터를 ‘근사적으로’ 빠르게 찾는 검색 방식.

**상세 정의:** 완전 탐색은 느리기 때문에, 대규모 벡터 환경에서는

ANN이 필수적이다. HNSW, IVF-PQ를 이용해 ms 단위 응답 속도를 확보한다. 추천·광고·커머스의 실시간성이 이 기술에 의해 보장된다.

## 특징

- 정확도 < 속도 최적화
- 대규모 환경 필수 기술
- 그래프/군집 기반 인덱스 활용
- 실시간 추천 품질을 결정

## 33. Similarity Search

**정의:** 입력 벡터와 가장 의미적으로 가까운 항목을 찾는 검색 방식.

**상세 정의:** 키워드 검색이 아닌 “의미 기반 검색”으로 콘텐츠 추천, 광고 매칭, 상품 대체 추천 등에서 사용된다. cosine, dot product 등으로 유사도 점수를 계산한다.

## 특징

- 의미 기반 검색
- multimodal 검색 가능
- ANN 및 Vector DB 기반
- 개인화 추천 핵심

## 34. Distance Metric

**정의:** 벡터 간 유사도 또는 차이를 측정하는 수학적 함수.

**상세 정의:** cosine distance, Euclidean distance, dot product 등 다양한 방식이 사용된다. 어떤 distance metric을 선택하는가에 따라 추천 결과의 자연스러움과 광고 매칭 정확도가 달라진다.

## 특징

- similarity score 산출
- latent space 구조 분석 가능
- 모달 특성에 따른 선택 필요
- 모델 품질 전반에 영향

## 35. Re-ranking

**정의:** 1차 후보군을 맥락·정책·개인화 기준으로 재정렬하는 과정.

**상세 정의:** 초기 추천 또는 검색 결과를 GPR 정책, 광고 요구조건, 상품 재고, 안전성, 개인 특성을 반영해 다시 계산한다. 현대 추천 시스템에서 “Recall → Ranking” 구조의 필수 2단계 중 하나이다.

## 특징

- recall 이후 최종 정렬 단계
- 개인화 조건 반영
- 광고/커머스 정책 포함
- 전환율·품질 개선 핵심

## Part 03. Mindset Inference Sector

### 마인드셋 추론

이파트는 애딥 AI의 핵심 개념인 “사용자 마인드셋을 해석·저장·진화시키는 기술”을 다룬다. 사용자의 행동·감정·의도·시간적 변화를 정교하게 이해하는 것은 GPR의 생성·추천·광고·커머스 전 과정의 출발점이 된다.

#### (1) LMM 구조

##### 1. LMM (Large Mind-Mining Model)

**정의:** 사용자 행동·소통·콘텐츠 소비 패턴을 분석해 마인드셋을 추론하는 대규모 의도 추론 모델.

#### 상세 정의:

LMM은 텍스트·이미지·행동 시퀀스·상품 상호작용 등 다양한 입력을 통합하여 “사용자가 지금 무엇을 느끼고 무엇에 관심 있는가”를 벡터로 표현하는 모델이다. Transformer 기반 시퀀스 인코딩, ACNN 시각 피처, 행동 로그 파싱을 조합해 단기적 감정 상태부터 장기적 관심 패턴까지 추론한다.

LMM은 유저에게 보여줄 콘텐츠 톤, 추천 깊이, 광고 민감도 등을 결정하는 애딥 AI 전체의 첫 번째 판단 엔진이다.

#### 특징

- 멀티모달 입력(text/image/action/product) 통합
- Transformer 기반 시퀀스 인코딩
- 단기 의도(short-term intent)와 장기 성향(long-term preference) 동시 학습
- Mindset Vector 출력
- UMM 업데이트와 GPR z-fusion의 핵심 입력

##### 2. Mindset Vector

**정의:** 사용자의 현재 의도·감정·관심 상태를 벡터로 표현한 LMM의 출력값.

#### 상세 정의:

Mindset Vector는 “이 사용자가 지금 어떤 기분/의도/상황인가”를 고정 차원의 수치 벡터로 나타낸 표현이다.

예: “힐링 원함”, “에너지가 높음”, “트렌디한 패션 관심 상승”, “쇼핑 의도 증가” 등

추상적인 상태를 수학적으로 정량화한다. GPR은 이 벡터를 기반으로 어떤 콘텐츠를 생성하거나 어떤 광고를 노출할지 판단한다.

#### 특징

- 의도·감정·상황을 동시에 포함
- 실시간 업데이트 가능
- z-fusion의 핵심 입력
- 세션 기반 정밀 개인화에 필수

##### 3. Mindset Prior

**정의:** 사용자 장기 성향에서 파생되는 기본 의도 분포.

#### 상세 정의:

Mindset Prior는 사용자가 과거에 지속적으로 보였던 관심사·선호 패턴을 기반으로 “이 사용자에게 기본적으로 어떤 의도가 나타날 가능성이 높은가”를 표현한다.

이는 행동이 적은 상황에서도 모델이 안정적으로 의도 예측을 수행하도록 돋는 사전 확률(Prior Probability) 역할을 한다.

#### 특징

- cold-start 안정화
- 장기 히스토리 기반 의도 prior 제공
- GPR 정책의 초기 기준값
- UMM long-term memory와 결합

##### 4. Behavior Encoder

**정의:** 사용자 행동 로그를 벡터로 변환하는 인코더.

#### 상세 정의:

시청, 클릭, 스크롤, 중단, 반복 시청 등 다양한 행동 이벤트를 시퀀스 기반 구조로 정규화하여 벡터화한다. Behavior Encoder는 행동의 강도, 시간 간격, 패턴 변화 등을 반영해 사용자의 단기 의도를 추론하는 핵심 역할을 한다.

#### 특징

- 이벤트 시퀀스 인코딩
- 행동 강도(weight) 반영
- session-aware 구조

- 단기 마인드셋 추론의 기반

## 5. Context Encoder

**정의:** 시간·날씨·요일·기기·위치 등 외부 맥락 정보를 벡터로 변환하는 인코더.

### 상세 정의:

Context는 사용자의 행동을 해석하는 중요한 보조 신호다.

예: "주말 저녁" → 쇼핑 확률 증가, "출근 시간" → 짧고 빠른 콘텐츠 선호 강화

이처럼 같은 사용자라도 맥락에 따라 의도가 크게 달라지기 때문에 Context Encoder는 LMM의 정확도를 크게 높인다.

### 특징

- 시간/장소/디바이스 기반 맥락 표현
- behavioral context 결합
- 개인화 조건 미세 조정
- Mindset Vector 품질 향상

## 6. Preference Decay

**정의:** 오래된 관심 정보를 점차 감소시키는 시간 기반 가중치 규칙.

### 상세 정의:

사용자 선호는 시간에 따라 변화한다. Preference Decay는 오래된 행동의 영향력을 감소시키고 최근 행동을 더 크게 반영하도록 하는 decay 함수를 의미한다. 이 규칙을 적용하면 LMM/G-DIEN/GPR이 "최근 의도"를 더 정확히 반영한다.

### 특징

- time-aware 가중치 시스템
- 장기 기록의 과대반영 방지
- 트렌드 변화 반영
- session-based intent 예측 강화

## 7. Intent Predictor

**정의:** 다음 시점에서 사용자가 어떤 의도를 가질지 예측하는 모델 구성 요소.

### 상세 정의:

Intent Predictor는 행동 시퀀스와 UMM 상태를 기반으로

"잠시 후 어떤 콘텐츠·상품을 원할 가능성성이 높은가"를 예측한다. GPR은 이 예측값을 기반으로 feed 노출 순서, 광고 타이밍 등을 조정한다.

### 특징

- sequence prediction 기반
- 행동 패턴·시점·맥락 반영
- feed ranking과 광고 타겟팅 영향
- 개인화 예측 정확도 향상

## (2) UMM

## 8. UMM (User Mind Map)

**정의:** 사용자 마인드셋을 단기·중기·장기 구조로 저장하는 개인화 메모리 시스템.

### 상세 정의:

UMM은 LMM이 출력한 Mindset Vector를 시간대별로 저장해 사용자의 의도 흐름을 구조적으로 "기억"하는 역할을 한다.

UMM은 3층 구조로 이루어진다:

- Session Memory (즉시 상태)
- Short-term Memory (최근 관심)
- Long-term Memory (습관·성향)

UMM은 GPR의 개인화 결정에 매우 중요한 기준이 된다.

### 특징

- 시점별 의도 상태 저장
- decay 및 갱신 규칙 적용
- 개인화 품질을 결정하는 핵심 메모리
- 행동 적응성과 예측력 증가

## 9. UMM Storage (Hot/Warm/Cold 구조)

**정의:** UMM 데이터를 저장하는 계층 구조.

## 상세 정의:

Hot = 실시간 세션 데이터,

Warm = 최근 일/주 단위 데이터,

Cold = 장기 선호 데이터

이 구조를 사용하면 GPR은 상황에 따라 적절한 메모리 레이어를 불러와 가장 정확한 개인화 예측을 수행할 수 있다.

## 특징

- 계층적 메모리 최적화
- latency·정확도 균형
- 개인화 파이프라인 안정성 증가

## 10. UMM Update Loop

정의: 새로운 행동이 발생할 때 UMM 상태를 업데이트하는 알고리즘.

## 상세 정의:

새로운 시청/클릭/구매 정보가 들어올 때

이 정보가 session/short-term/long-term 중 어디에 영향을 미쳐야 하는지 결정하여 UMM의 상태를 자동 조정한다.

## 특징

- incremental update 방식
- time-decay 적용
- 중복/노이즈 이벤트 제거
- 실시간 적응성 강화

## (3) G-DIEN

## 11. G-DIEN (Deep Interest Evolution Network)

정의: 사용자의 관심사가 시간에 따라 어떻게 변화하는지를 모델링하는 구조.

## 상세 정의:

G-DIEN은 사용자의 행동 시퀀스를 분석해 “관심사가 어떤 흐름으로 진화하고 있는가”를 추론한다. Local Activation Unit, Evolution Layer 등을 포함해 이전 관심과 현재 행동의 상호작용을 매우 정교

## 하게 파악한다.

## 특징

- short-term interest 강화
- long-term interest 누적
- interest drift(관심 이동) 탐지
- 개인화 추천 성능 크게 향상

## 12. Short-term Interest Model

정의: 최근 행동 기반으로 현재 관심을 추출하는 모델.

## 상세 정의:

최근 몇 분~몇 시간 내 행동을 집중 분석해 “지금 당장 무엇을 원하는가”를 계산한다.

## 특징

- session 기반
- 빠른 변화 반영
- feed 노출·광고 타이밍 최적화

## 13. Long-term Interest Model

정의: 장기적인 관심 패턴을 저장하고 분석하는 모델.

## 상세 정의:

사용자가 오랜 기간 보여온 선호도를 기반으로 장기적 취향·패턴을 계산한다.

## 특징

- 장기 stable preference 반영
- UMM과 직접 연결
- cold-start 보정 역할 수행

## 14. Local Activation Unit

정의: 특정 시점의 행동이 어떤 관심사를 활성화하는지 계산하는 모듈.

## 상세 정의:

예를 들어 “스포츠 신발” 영상 2개를 연속으로 시청하면 패션/스포

츠 관련 관심을 일시적으로 강화하는 구조이다.

#### 특징

- 행동-관심 연결 계산
- short-term 강화
- 시점 기반 activation 추정

## 15. Evolution Layer

**정의:** 관심사가 시점별로 어떻게 변화하는지 학습하는 레이어.

#### 상세 정의:

이전 관심과 현재 행동의 관계를 분석해 관심 이동의 방향·속도를 계산한다.

#### 특징

- temporal interest shift 모델링
- 장기·단기 상호작용 학습
- interest drift 대응

## 16. Interest Extractor

**정의:** 행동 시퀀스에서 관심 신호를 추출하는 모듈.

#### 상세 정의:

주요 행동 패턴을 분석해 어떤 관심사가 유효한지 식별한다.

#### 특징

- 주요 행동 패턴 필터링
- weighted interest 추출
- G-DIEN 입력 기반 생성

## 17. Interest Drift

**정의:** 사용자의 관심사가 특정 방향으로 이동하는 현상.

#### 상세 정의:

예: “여행 → 패션 → 뷰티”로 관심이 시점별로 이동하는 경우 LMM/G-DIEN은 드리프트 방향을 추적해 개인화에 반영한다.

#### 특징

- 시계열 기반 drift 감지
- 추천/광고 품질 직접 영향

## (4) ACNN

### 18. ACNN (Addeep CNN)

**정의:** 애딥 도메인에 맞게 최적화된 시각 특징 추출 CNN 모델.

#### 상세 정의:

ACNN은 ALSVR 데이터셋을 기반으로 학습되어 상품·광고·콘텐츠에서 의미 있는 시각 특징을 정밀하게 추출한다.

#### 특징

- 시각 특징 벡터 생성
- ACT-LMM-GPR에서 공용 사용
- 광고/상품·장면 이해 품질 결정

### 19. Visual Embedding

**정의:** 이미지·영상의 시각적 의미를 벡터로 표현한 값.

#### 상세 정의:

색감, 분위기, 스타일, 장면 구성 등 시각 요소를 수치화해 모델이 “이 장면의 의미”를 이해할 수 있도록 한다.

#### 특징

- CNN/ViT 기반 시각 임베딩
- tone/style/scene 구조 반영
- cross-modal matching에 필수

### 20. Visual Feature Map

**정의:** CNN이 이미지에서 추출한 다차원 특징 지도.

#### 상세 정의:

이미지의 구역별 의미 정보가 분포된 형태로, ACT와 시각 합성 기능에서 중요한 역할을 한다.

#### 특징

- spatial feature 구조

- 합성/분해에 활용
- 고해상도 표현 포함

## 21. ALSVR

**정의:** 애딥 시각 모델 학습을 위한 대규모 이미지·영상 데이터셋.

**상세 정의:**

패션·뷰티·라이프스타일·브랜드·상품 등 애딥 도메인에 최적화된 데이터로 구성된다.

**특징**

- ACNN 학습용 데이터
- 브랜드/상품 특성 반영
- 시각 임베딩 품질 향상

## 22. Feature Fusion

**정의:** 시각 특징과 다른 모달 데이터를 결합하는 과정.

**상세 정의:**

이미지 임베딩 + 텍스트 의미 + 행동 시퀀스를

하나의 표현으로 결합해 모델 성능을 높인다.

**특징**

- multimodal feature 결합
- GPR z-fusion 기반
- 생성 조건 통합

## Part 04. ACT & Blang Content Sector

### 콘텐츠 생성·융합

ACT는 애딥의 전체 AI 생태계에서 “사용자·상품·광고·브랜드·시각 요소를 하나의 콘텐츠로 융합하는 엔진”으로 작동한다. AI가 단순 생성이 아니라 맥락·의도·브랜드 규칙·상품 속성·톤·감정까지 고려해 “가장 자연스러워 보이는 콘텐츠”를 자동 제작하는 기술 영역이다.

#### (1) ACT 파이프라인

##### 1. ACT (Addeep Automatic Content Convergence Technology)

**정의:** 서로 다른 요소(콘텐츠·광고·상품·브랜드)를 자연스럽게 결합해 하나의 콘텐츠로 생성하는 자동 융합 엔진.

##### 상세 정의:

ACT는 기존 생성 모델처럼 단순히 이미지를 만드는 기술이 아니라, 사용자 콘텐츠·광고·소재·브랜드 규칙·상품 특성·감정 톤을 동시에 이해하고 조정하여 결과물 전체가 맥락적으로 자연스럽게 보이도록 만드는 복합 생성 파이프라인이다.

입력은 텍스트, 이미지, 상품 정보(Product Token), z-fusion 벡터 등 다양한 형태를 가질 수 있으며 출력은 이미지·짧은 영상·템플릿 기반 크리에이티브 등 여러 포맷을 지원한다.

브랜드 안전성, 사용자 얼굴 보정, 시각 톤 매칭, 상품 자연스러운 합성 등 생성 과정에서 발생하는 수많은 충돌·이질감을 자동 해결하는 구조가 강점이다.

##### 특징

- 콘텐츠·광고·상품·브랜드 융합
- 시각·의미·감정 레벨 동시 조정
- 템플릿 기반 생성 및 자유 생성 모두 지원
- 블랭콘텐츠의 핵심 엔진

##### 2. Content Tokenizer

**정의:** 이미지·영상·텍스트의 시각·의미 요소를 토큰 단위로 분해하는 단계.

##### 상세 정의:

토큰화는 복잡한 시각 장면을 “의미 단위(객체·색감·배치·톤)”로 분해

해 모델이 조립·편집하기 쉬운 형태로 만드는 과정이다.

이는 ACT가 장면의 특정 요소만 수정하거나 유지할 수 있도록 하는 핵심 기술이며

콘텐츠+상품+광고의 충돌을 최소화하는 데 기여한다.

##### 특징

- 객체 단위·색상 단위 토큰 분리
- latent-level 분해
- selective editing 가능
- 브랜드 규칙 적용에 유리

##### 3. Latent Fusion Generator

**정의:** z-fusion 및 콘텐츠/상품 임베딩을 결합해 최종 생성 조건을 만드는 generator.

##### 상세 정의:

Latent Fusion Generator는 여러 의미 벡터(의도·상품·광고·시각 톤)를 하나의 “생성 조건(latent condition vector)”으로 통합한다.

이 조건은 ACT의 디코더가 어떤 스타일·구도·톤으로 생성해야 하는지를 결정한다.

##### 특징

- 다중 모달 의미 결합
- z-fusion 기반 생성 조건 생성
- tone/style/semantic alignment 수행
- 광고·상품 삽입 우선순위 반영

##### 4. Rendering Stage

**정의:** 생성된 latent 표현을 실제 이미지·영상으로 변환하는 시각 출력 단계

##### 상세 정의:

Rendering Stage는 Final Image Decoder 역할을 하며, 멀티모달 정보를 기반으로 장면의 픽셀·조명·텍스처 등을 재구성한다. 딥러닝 기반 렌더링은 객체 왜곡·색상 충돌을 최소화해 자연스러운 결과를 만든다.

##### 특징

- latent → pixel 변환
- 색상·광원·텍스처 정교 재구성
- 고해상도 출력 지원
- ACT 결과물 품질 결정

## 5. Post-processing Module

**정의:** 생성된 콘텐츠를 후처리하여 자연스러움·안정성·브랜드 준수 여부를 보정하는 모듈.

**상세 정의:**

노이즈 제거, 색상 보정, 샤프닝, 톤 정렬, 얼굴 왜곡 복구 등을 수행한다. 또한 부적절한 요소(민감한 이미지/브랜드 훼손 등)를 제거하는 안전성 필터가 포함된다.

**특징**

- 자연스러움 향상
- 브랜드 톤 보정
- safety rule 적용
- artifact 제거

## (2) Deep Blend 구성요소

### 6. Deep Blend

**정의:** 여러 시각 요소를 하나의 장면처럼 자연스럽게 결합하는 합성 알고리즘.

**상세 정의:**

Deep Blend는 “광원, 그림자, 투명도, 질감, 색감” 등을 과학적으로 조정하여 상품·광고 요소가 원본 콘텐츠 속에 원래 존재했던 것처럼 보이도록 합성한다. 일반적인 포토샵 합성과 달리, 장면 전체의 의미 구조를 분석하여 어디에·어떻게 배치해야 자연스러울지 자동 계산한다.

**특징**

- 빛·그림자·톤·재질 완전 정렬
- 경계부위 매끄럽게 자연화
- 사람이 봐도 티가 안 나는 수준의 합성

- 광고·상품 삽입 품질 결정 핵심

## 7. Visual Alignment

**정의:** 이미지 전체의 색감·광원·톤을 새로 삽입되는 요소와 맞추는 과정.

**상세 정의:**

예: 따뜻한 분위기 장면에 차가운 톤의 광고 이미지를 넣으면 어색함이 생긴다. Visual Alignment는 이러한 톤/색 온도 차이를 자동 조정하여 전체 장면의 시각적 일관성을 유지한다.

**특징**

- tone/color/lighting 조정
- 장면의 분위기 일관성 유지
- Deep Blend와 결합
- ACT 자연스러움 핵심 요소

## 8. Brand Embedding

**정의:** 브랜드 고유의 시각·톤·스타일을 벡터로 표현한 구조.

**상세 정의:**

브랜드 로고, 색상, 특유의 광고 스타일, 금지 요소 등을 벡터화하여 ACT가 생성 과정에서 브랜드 가이드를 자동 준수하도록 한다.

**특징**

- 브랜드 색·톤·룰 벡터 표현
- 생성 시 가이드 자동 반영
- 브랜드 안전성 강화
- 광고/상품 자연스러움 상승

## 9. Logo Preservation Rule

**정의:** 브랜드 로고가 변형되지 않고 정확하게 표현되도록 하는 규칙.

**상세 정의:**

로고 왜곡·비율 변경·색 왜곡 등 브랜드 침해를 막기 위해 ACT는 로고 영역을 보호하거나 고정된 형태로 합성한다.

**특징**

- 로고 보호
- 비율·색상 유지
- 브랜드 안전성 핵심
- 광고주 신뢰성 확보

## 10. Brand-Safe Generation

**정의:** 브랜드 규칙을 준수하며 콘텐츠를 생성하도록 하는 생성 안전성 체계.

### 상세 정의:

민감한 맥락, 부적절한 장면, 금지 시각 요소 등을 자동 배제하여 브랜드 이미지를 훼손하지 않도록 한다.

### 특징

- 부적절 장면 자동 차단
- 브랜드 위험요소 필터링
- 광고/커머스용 콘텐츠 안전성 확보

## 11. Scene Style Transfer

**정의:** 원본 장면의 스타일을 유지하면서 새롭게 생성된 요소에 적용하는 기술.

### 상세 정의:

예: 빈티지한 사진 속에 상품을 삽입하면, 상품도 동일한 필터·톤·질감을 적용해 “원래 존재했던 것처럼” 보이게 한다.

### 특징

- 스타일 일관성 유지
- 자연스러운 상품 삽입
- 과도한 합성 티 제거
- 장르 기반 콘텐츠 생성 용이

## 12. Object Relighting

**정의:** 삽입되는 객체의 광원을 장면의 실제 광원에 맞추는 기술.

### 상세 정의:

예를 들어 밝은 창가에 상품을 넣으면, 상품에도 적절한 방향성과 밝

기의 빛을 재현해야 한다. 이 기술은 합성의 자연스러움에 결정적이다.

### 특징

- 광원 분석
- 방향성·밝기 조절
- 그늘·reflection 생성
- 자연광 기반 합성 강화

## 13. Perspective Harmonization

**정의:** 장면의 원근과 삽입 요소의 원근을 조정해 시각적 모순을 제거하는 기술.

### 상세 정의:

사람이 서 있는 장면에 상품을 삽입할 때 상품의 크기·각도·거리감을 조정해 장면 전체의 원근감과 맞추는 작업이다.

### 특징

- 원근·각도 정렬
- 객체 크기 조정
- 시각적 모순 제거
- 합성 품질 향상

## 14. Background Harmonizer

**정의:** 배경 영역과 삽입된 요소의 질감·색상·노이즈 구조를 맞추는 기능.

### 상세 정의:

배경과 객체 사이의 이질감을 감소시켜 자연스러운 융합을 돋운다.

### 특징

- 배경 질감 보정
- 노이즈 패턴 정렬
- 색상 틀어짐 회복

## 15. Foreground Preserver

**정의:** 원본 콘텐츠의 중요한 전경 요소를 보호하는 기능.

## 상세 정의:

사용자 얼굴·주요 객체가 훼손되지 않도록 합성 과정에서 보존 규칙을 적용한다.

## 특징

- 얼굴·전경 보호
- 원본 의미 보존
- ACT 안정성 향상

## 16. Semantic Blend

**정의:** 시각적 합성뿐 아니라 의미적 맥락도 자연스럽게 결합하는 기술.

## 상세 정의:

예: “운동하는 장면”에 “책 읽는 광고”를 넣으면 의미 충돌이 생긴다. Semantic Blend는 이런 충돌을 인지하고 적합한 형태로 조정한다.

## 특징

- 의미 간 충돌 감지
- tone/context 정렬
- 의미 일관성 유지

## 17. Visual Blend Mask

**정의:** 어떤 영역은 유지하고 어떤 영역은 변화시킬지 정의하는 마킹 구조.

## 상세 정의:

사용자 얼굴 보호, 배경 수정, 상품 삽입 등 부분적 합성 작업을 위한 선택적 편집 구조이다.

## 특징

- selective editing 가능
- 영역 기반 합성 통제
- 브랜드/상품 삽입 위치 제어

## 18. Scene Auto-repair

**정의:** 합성 과정에서 발생한 작은 오류·이질감을 자동 보정하는 기

## 술.

## 상세 정의:

픽셀 깨짐, 경계 어색함, 노이즈, 그림자 오류 등을 자동 수정해 최종 콘텐츠 품질을 높인다.

## 특징

- artifact 자동 복구
- 렌더링 오류 제거
- 자연스러움 강화

## (3) 멀티모달·품질 제어

## 19. Face Consistency Guard

**정의:** 사용자 얼굴이 ACT 과정에서 변형되거나 왜곡되는 것을 방지하는 기능.

## 상세 정의:

사용자 얼굴은 개인 정체성의 핵심이므로 색감·비율·표정이 바뀌지 않도록 보호하는 품질 필터가 적용된다.

## 특징

- 얼굴 identity 유지
- 표정·색감 보호
- 합성 안전성 강화

## 20. Safety Filter (Nudity/Violence Filter)

**정의:** 부적절한 콘텐츠가 생성되지 않도록 하는 필터링 장치.

## 상세 정의:

폭력성, 선정성, 불쾌감을 유발하는 요소 등을 자동 감지·차단한다.

## 특징

- 부적절 요소 차단
- 브랜드 안전성 보장
- 콘텐츠 품질 유지

## 21. Product Placement Generator

**정의:** 상품을 자연스럽게 장면 속에 배치하기 위한 자동 배치 모델.

**상세 정의:**

상품의 크기, 위치, 각도, 빛 등을 계산해 장면 내 최적의 위치에 삽입한다.

**특징**

- 상품 자연 배치
- 장면 기반 위치 결정
- 광고/커머스 융합 핵심 기능

## 22. Tone Matching Module

**정의:** 콘텐츠와 삽입 요소의 색감·질감·분위기를 통일시키는 모듈.

**상세 정의:**

톤 불일치(Tonal mismatch)를 최소화하여 콘텐츠 품질을 높인다.

**특징**

- 색 온도 보정
- 분위기 통합
- 장르 기반 톤 유지

## 23. Style Consistency Engine

**정의:** 스타일·장르·연출 방식이 일관되도록 유지하는 엔진.

**상세 정의:**

예: '귀여운 스타일' 콘텐츠에 '시크한 상품 이미지'를 넣으면 스마트콘텐츠 전체 톤이 깨질 수 있다. 이를 해결하는 기술이다.

**특징**

- 스타일 충돌 방지
- 장르 일관성 유지
- 브랜드 톤 적용

## 24. Lighting Adjustment

**정의:** 장면 전체의 광량·대비·색온도를 자동 보정하는 기술.

**상세 정의:**

합성의 자연스러움과 시각적 균형을 조정해 삽입된 요소가 뒤지 않도록 한다.

**특징**

- 광원 보정
- 색온도 일치
- 현실감 증가

## 25. Object Integration

**정의:** 삽입된 객체를 장면 구조와 조화롭게 결합하는 전체 과정.

**상세 정의:**

형태·빛·원근·텍스처 등 여러 요소를 통합해 장면의 자연스러운 구성에 맞춘다.

**특징**

- 전반적 합성 품질 관리
- 장면 구조 기반 결합
- 자연스러운 오브젝트 재배치

## 26. Semantic Render Correction

**정의:** 의미적으로 어색한 장면을 자동 분석해 수정하는 기술.

**상세 정의:**

예: 실내 장면에 야외 제품 노출 → 톤 조정 또는 위치 변경 이런 논리적 부조화를 해결한다.

**특징**

- 의미 불일치 감지
- 논리적 일관성 유지
- 생성 품질 상승

## 27. Output Quality Scoring

**정의:** 생성 결과물을 자동 평가하여 품질 점수를 부여하는 시스템.

**상세 정의:**

자연스러움, 브랜드 적합성, 상품 명확도, 시각적 안정성 등을 고려해 품질을 계산한다.

## 특징

- 품질 점수 자동 산출
- 저품질 결과물 필터링
- 모델 성능 개선에 활용

## 28. Rendering Prior

**정의:** 특정 스타일·장르·톤의 우선순위를 반영한 생성 우선 조건.

### 상세 정의:

예: “힐링 콘텐츠 선호 유저” → 따뜻한 색감 우선 같은 방식으로 z-fusion 기반 개인화된 렌더링이 가능해진다.

## 특징

- 개인화 렌더링 가능
- 특정 톤/장르 우선 반영
- 콘텐츠 경험 강화

## 29. Scene Consistency Checker

**정의:** 생성된 장면의 논리·구도·구성이 자연스러운지 검사하는 모듈.

### 상세 정의:

사람 눈으로 봤을 때 “무언가 이상해 보이는” 문제를 자동으로 감지하고 보정한다.

## 특징

- 논리적 구성 검사
- 위치·각도·크기 조정
- 자연스러움 보정

## 30. Template-based Generation

**정의:** 정해진 구조(템플릿)에 맞춰 콘텐츠를 빠르게 생성하는 방식.

### 상세 정의:

브랜드 캠페인, 제품 리뷰, 사용후기 등의 형식화된 콘텐츠를 일관된 품질로 대량 생성한다.

## 특징

- 구조적 생성

- 속도·일관성 확보
- 광고·커머스용 최적

## 31. Free-form Generation

**정의:** 템플릿 없이 완전 자유롭게 콘텐츠를 생성하는 방식.

### 상세 정의:

사용자 입력이나 z-fusion을 기반으로 완전히 새로운 장면을 구성한다.

## 특징

- 창의적 생성
- 무제한 스타일 표현
- 무한 조합 가능

## 32. Blang Content

**정의:** 개인화, 광고, 상품 정보가 자연스럽게 통합된 ACT 기반 AI 콘텐츠.

### 상세 정의:

블랭콘텐츠는 단순 이미지·영상이 아니라 사용자 마인드셋 + 광고 의도 + 상품 속성 + 브랜드 톤이 하나의 콘텐츠로 자동 합성된 최종 결과물이다.

## 특징

- 콘텐츠+광고+상품 통합
- 개인화 기반 생성
- S2E 보상의 기본 단위
- 브랜드·커머스 결합 핵심

## 33. Emotion-controlled Generation

**정의:** 사용자의 감정 상태에 따라 콘텐츠의 톤을 조정하는 생성 방식.

### 상세 정의:

예: 피곤한 상태 → 차분한 톤

신나는 상태 → 밝고 활기 있는 톤

이런 개인화 감정 반영이 ACT를 차별화한다.

## 특징

- 감정 기반 생성
- 톤·색감 자동 조정
- 몰입도 높은 결과물 생성

## 34. Persona-consistent Generation

**정의:** 사용자 캐릭터 또는 페르소나와 일관된 콘텐츠를 생성하는 방식.

### 상세 정의:

사용자의 지속적인 톤(귀여움/힙함/캐주얼)을 반영해 콘텐츠가 매번 다른 스타일이 되지 않도록 조정한다.

## 특징

- 페르소나 유지
- 장기 일관성 확보
- 개인화 품질 향상

## 35. Scene Transition Modeling

**정의:** 영상 콘텐츠에서 장면 전환을 자연스럽게 제어하는 모델링 기술.

### 상세 정의:

쇼츠나 솟폼 생성 시 필수적인 기능으로 화면 전환의 리듬·타이밍·부드러움을 자동 조정한다.

## 특징

- 영상 전환 품질 향상
- 다양한 스타일 적용 가능
- 자연스러운 솟폼 생성

## 36. Temporal Attention Module

**정의:** 영상 내 시간축 기반 특징을 분석하는 주의 집중 모듈.

### 상세 정의:

각 프레임의 중요도를 계산해 어떤 시점의 장면을 강조하거나 제거

할지 판단한다.

## 특징

- 시간 기반 중요도 계산
- 영상 안정성 강화
- attention 기반 요약 가능

## 37. Quality Refinement Network

**정의:** 생성된 콘텐츠의 해상도·선명도·디테일을 향상시키는 네트워크.

### 상세 정의:

ACT가 생성한 결과물을 고해상도·고품질로 보정하는 후처리 모델이다.

## 특징

- 해상도 업스케일
- 디테일 보강
- 최종 시각 품질 향상

## 38. Visual Consistency Network

**정의:** 여러 이미지·클립·장면 사이의 시각적 일관성을 관리하는 네트워크.

### 상세 정의:

예: 앨범 콘텐츠처럼 여러 장면이 하나의 스타일로 이어지도록 만드는 기능.

## 특징

- 연속 장면 스타일 유지
- 이미지 간 톤 일관성
- 브랜드 캠페인형 콘텐츠에 최적

## 39. Output Validation Module

**정의:** 생성된 결과물이 품질/안전/브랜드 기준을 충족하는지 최종 검사하는 모듈.

### 상세 정의:

전체 ACT 파이프라인을 지나 마지막 단계에서 모든 체크를 수행해

유저에게 적합한 결과물만 노출한다.

## 특징

- 안전성 점검
- 브랜드 규정 준수
- 품질 기준 통합 검사

## 40. Smart Content Renderer

**정의:** 스마트콘텐츠를 최종 시각 콘텐츠로 렌더링하는 엔진.

### 상세 정의:

ACT의 출력값을 실제 이미지·영상·GIF·템플릿 등 사용자 화면에서 바로 사용할 수 있는 형태로 변환한다.

## 특징

- 다중 포맷 렌더링
- 플랫폼 최적화
- 콘텐츠 품질 유지

## Part 05. Recommendation & Serving Sector

### 추천 & 서빙

이 파트는 애딥 GPR이 “무엇을 언제, 어떤 순서로 사용자에게 노출할 것인가”를 결정하는 기술 영역이다.

추천 시스템은 단순한 정렬 알고리즘이 아니라 사용자의 마인드셋·맥락·의도·콘텐츠 의미·상품 정보·광고 정책을 실시간으로 이해하고 조합해야 한다.

애딥의 추천 체계는 기존 플랫폼과 달리 “GPR의 생성 능력”과 “전통 추천 기법”이 통합된 형태로 작동한다.

### (1) GPR 기반 추천 총괄 구조

#### 1. 증강 AI Addeep GPR (Generative Pre-trained Recommender)

##### 정의

사용자의 명시적 입력 없이, 다차원 개인화 데이터를 기반으로 사용자의 마인드셋을 자동 추론하고, 이에 맞는 개인화 콘텐츠를 완전 자동으로 생성하는 비대회형 생성형 AI 모델이다.

##### 상세 정의

Addeep-GPR은 기존 LLM 기반 생성 모델을 단순 대화 엔진으로 사용하는 방식에서 벗어나, 사용자 행위·콘텐츠·광고·상품·맥락 데이터를 모두 통합하여 연속적인 의사결정·생성·추천을 수행하는 확장형 AI 프레임워크이다.

이 구조는 멀티모달 입력 해석, 개인 의도 예측, 콘텐츠·광고·상품의 통합 지능화, 보상 정책 자동화 등을 포함하며,

플랫폼 상의 모든 사용자 경험을 하나의 AI 기반 의사결정 체계로 연결한다.

##### 특징

- 생성+추천 결합형 모델
- z-fusion 기반 의사결정
- 개인화/광고/상품을 동시에 고려
- 피드 전체를 단일 모델로 구성 가능

#### 2. Candidate Generation

**정의:** 노출 가능한 수백만 개 콘텐츠 중에서 ‘가능성 있는 후보’를 1 차로 소량 추리는 단계.

##### 상세 정의:

Candidate 단계는 ANN Search·Vector DB·semantic matching 을 활용하여

수백만 개 콘텐츠 중 사용자 관심과 의미적으로 가까운 콘텐츠를 빠르게 수집한다.

이 단계의 품질이 좋을수록 최종 추천 품질이 높아지고 GPR의 계산 비용도 크게 절감된다.

##### 특징

- ANN 기반 고속 필터링
- 유사도 기반 콘텐츠 후보 생성
- GPR 랭킹 이전 필수 단계
- 수백만 데이터에서 수백 개로 압축

#### 3. Multi-stage Ranking

**정의:** 후보군을 여러 단계에 걸쳐 정교하게 정렬하는 구조.

##### 상세 정의:

일반적으로 Recall → Rank → Re-rank 구조를 사용하며,

첫 번째 단계는 속도, 두 번째는 의미 정렬, 세 번째는 개인화·광고 조건·정책을 반영하여 최종 노출 순서를 결정한다.

애딥에서는 마지막 단계에서 GPR의 z-fusion 기반 개인화 정렬을 수행한다.

##### 특징

- 재순위 과정 필수
- 개인화·광고·안전성 조건 반영
- GPR 정책 기반 최종 조정
- 품질/전환율 핵심 요소

#### 4. Feed Rendering Engine

**정의:** 랭킹 결과를 실제 사용자 피드 형태로 재구성하는 엔진.

##### 상세 정의:

추천된 콘텐츠가 어떤 스타일, 포맷, 길이, 섹션으로 사용자에게 노출될지를 결정한다.

각 콘텐츠의 높이, 레이아웃, 광고 섹션 위치 등을 조정해

사용자 경험에 맞게 피드를 구성한다.

## 특징

- 노출 UI 최종 구성
- 콘텐츠+광고 섹션 통합 조정
- 개인화된 레이아웃 제어
- 스크롤 흐름 최적화

## (2) 의도·맥락 기반 개인화

### 5. Intent-aware Ranking

정의: 사용자의 현재 의도에 맞춰 랭킹 우선순위를 조정하는 방식.

#### 상세 정의:

Mindset Vector(피곤함/힐링/트렌디/집중/쇼핑 의도 등)를 반영해 같은 후보군이라도 “지금 무엇이 필요한가”에 따라 노출 순서를 바꾼다.

예: 피곤 → 힐링 톤 콘텐츠 우선

예: 쇼핑 의도 ↑ → 상품 중심 피드 강화

#### 특징

- Mindset 기반 재정렬
- 단기 의도 반영
- 실시간 개인화 품질 강화
- 스크롤 몰입도 향상

### 6. Context-aware Ranking

정의: 시간·장소·날씨·기기 등 외부 맥락을 반영하여 추천 순서를 조정하는 방식.

#### 상세 정의:

출근 시간에는 짧은 콘텐츠, 주말에는 여유 콘텐츠, 밤늦게는 잔잔한 톤 콘텐츠 등 맥락 기반 최적화를 수행하여 사용자의 경험 흐름을 해치지 않도록 한다.

## 특징

- 시간/장소 기반 개인화
- 맥락 수준 추천 품질 상승
- 노이즈 없이 자연스러운 피드 구성

## 7. Session-based Personalization

정의: 한 세션 동안 사용자가 보이는 행동만으로 개인화를 수행하는 방식.

#### 상세 정의:

초기 사용자나 새로운 취향 변화 탐지에 효과적이며 세션 중 의도 변화도 실시간으로 반영한다.

#### 특징

- cold-start 안정화
- 세션 내 급속한 의도 변화 반영
- LMM short-term intent 기반

## 8. Long-term Personalization

정의: UMM의 장기 기억을 기반으로 노출을 조정하는 방식.

#### 상세 정의:

오랜 기간 유지된 선호(패션/뷰티/리뷰 등)를 기반으로 안정적인 추천을 가능하게 한다.

#### 특징

- 장기 안정성
- 선호 drift 방지
- GPR 정책의 핵심 prior

## (3) 목표·다양성 기반 랭킹

### 9. Multi-objective Ranking

정의: 여러 목적(자연스러움, CTR, 전환, 광고 효율)을 동시에 만족시키도록 정렬하는 방식.

#### 상세 정의:

하나의 목적만 최적화하면 실제 서비스 품질이 떨어지기 때문에 GPR은 목적들 사이의 trade-off를 자동 조정한다.

## 특징

- 광고·커머스·콘텐츠의 균형
- 목적 간 가중치 자동 조정
- 플랫폼 전체 KPI 향상

## 10. Diversity Control

**정의:** 피드가 한 장르만 반복되지 않도록 다양성을 조정하는 기능.

### 상세 정의:

사용자는 다양한 스타일의 콘텐츠를 원하기 때문에 추천된 후보군 중 일부는 의도적 다양성 증가를 위한 콘텐츠로 교체된다.

## 특징

- 피드 단조 반복 방지
- 장르 다양성 보장
- 사용자 만족도 증가

## 11. Novelty Boosting

**정의:** 새롭고 신선한 콘텐츠를 적절히 노출하는 전략.

### 상세 정의:

유사 콘텐츠만 반복 추천하면 피로도가 증가하기 때문에 새로운 크리에이터·트렌드·상품을 추천에 포함시켜 플랫폼 생태계를 건강하게 유지한다.

## 특징

- 신선도 확보
- 크리에이터·상품 노출 확대
- 사용자 흥미 지속

## 12. Exposure Policy

**정의:** 서비스 내 전체 노출 규칙을 결정하는 정책 레이어.

### 상세 정의:

예: 미성년자 광고 규칙, 특정 장르 제한, 부적절 콘텐츠 차단 등 GPR은 정책을 준수하는 방향으로 최종 추천 결과를 수정한다.

## 특징

- 안전성·규정 준수
- 정책 기반 재정렬
- 광고 위험도 제어

## (4) 실시간 서빙·인프라

## 13. Serving Layer

**정의:** 추천 결과를 실시간으로 사용자에게 전달하는 인프라 계층.

### 상세 정의:

서버에서 모델 추론 결과를 받아 피드로 전송하며 latency, 캐싱, 로드밸런싱 등을 관리한다.

## 특징

- 실시간 응답
- 성능 최적화
- 안정적 서비스 품질 유지

## 14. Real-time Inference

**정의:** 사용자의 행동이 발생하는 순간마다 모델이 즉시 재추론하는 방식.

### 상세 정의:

사용자가 “좋아요/스크롤/중단” 등을 할 때 즉시 새로운 Mindset Vector를 계산하고

피드 구성에 반영한다.

## 특징

- 실시간 개인화 필수
- 자연 없는 피드 전환
- 의도 변화 즉각 반영

## 15. Latency Optimization

**정의:** 추천·생성·노출 전 과정을 100ms 이하로 줄이는 기술 집합.

**상세 정의:**

캐싱, ANN 최적화, 경량 모델 백엔드 등 다양한 방법을 통해 대규모 사용자에게 빠른 응답을 제공한다.

**특징**

- 서버 비용 절감
- UX 품질 유지
- 대규모 트래픽 처리 핵심

## 16. Caching Strategy

**정의:** 자주 사용되는 데이터를 메모리에 저장해 빠르게 불러오는 기술.

**상세 정의:**

세션 벡터, 인기 콘텐츠, 상품 정보 등을 캐싱하여 반복 계산을 줄이고 모델 속도를 향상시킨다.

**특징**

- 빠른 응답
- 서버 부하 감소
- 추천/광고 효율 상승

## 17. Vector Retrieval Layer

**정의:** Vector DB에서 벡터를 검색해 후보군을 구성하는 계층.

**상세 정의:**

콘텐츠·상품·광고 임베딩을 빠르게 검색해 Candidate Generation의 기반을 형성한다.

**특징**

- ANN 기반 고속 검색
- 의미 기반 후보 구성
- GPR 초기 입력 보조

## 18. Hybrid Retrieval

**정의:** 벡터 기반 검색 + 규칙 기반 검색을 결합한 retrieval 방식.

**상세 정의:**

의미 기반 추천(ANN)과 규칙 기반 추천(카테고리/태그)을 동시에 수행해 정확성과 다양성을 모두 확보한다.

**특징**

- 의미+규칙 조합
- 안정적 후보군 확보
- Cold-start 상황에 유리

## (5) 실시간 사용자 행동 기반 모델링

### 19. Relevance Scoring

**정의:** 각 콘텐츠가 사용자에게 얼마나 적합한지를 점수로 계산하는 방식.

**상세 정의:**

의도, 콘텐츠 의미, 광고 조건, 상품 매칭 등을 기반으로 가중치를 계산해

각 항목의 relevance score를 산출한다.

**특징**

- 점수 기반 정렬
- 의도·상품 속성 반영
- CTR·전환율 향상

### 20. Weight Tuning

**정의:** 여러 피처의 가중치를 조정해 예상 CTR·전환율 최적화하는 방식.

**상세 정의:**

사용자 행동·광고 정책·상품 속성 등 다양한 신호를 결합할 때 각 신호의 중요도를 자동으로 학습해 조정한다.

**특징**

- 신호 간 밸런싱
- 자동 가중치 조정
- 개인화 품질 상승

## 21. User-state Conditioning

정의: 사용자의 마인드셋을 조건으로 넣어 추천 결과를 조정하는 방식.

상세 정의:

Mindset Vector(힐링, 휴식, 집중 등)가

최종 노출과 재정렬에 직접 사용된다.

특징

- 감정 기반 개인화
- 시점별 상태 변화 반영
- 추천 자연스러움 증가

## 22. Product-aware Ranking

정의: 상품 속성을 랭킹 계산에 직접 반영하는 방식.

상세 정의:

가격·카테고리·**특징**·브랜드 톤을 고려해

상품과 콘텐츠의 의미적 관계를 강화한다.

특징

- 상품-콘텐츠 matching 강화
- PiMS 통합 추천 가능
- 커머스 전환율 향상

## 23. Ad-aware Ranking

정의: 광고 조건을 고려하여 랭킹을 조정하는 방식.

상세 정의:

광고 목적, 예산, frequency cap, 브랜드 안전성 등이

추천 결과에 반영되어 자연스러운 광고 노출이 가능하게 한다.

특징

- 광고 정책 준수
- 자연스럽고 덜 거슬리는 PPL
- 캠페인 효율 극대화

## 24. Hybrid Recommendation

정의: 콘텐츠·상품·광고를 동시에 추천하는 하이브리드 구조.

상세 정의:

세 개의 카테고리를 별도 모델로 추천하는 것이 아니라

z-fusion 기반으로 통합적으로 추천한다.

특징

- 콘텐츠-상품-광고 융합
- 피드 자연스러움 증가
- ACT·GPR의 핵심 효용

## 25. Multi-armed Bandit

정의: 여러 추천 후보 중 어떤 것이 성능이 좋은지 실시간으로 학습하는 알고리즘.

상세 정의:

A/B 테스트를 자동화하며

사용자의 반응(클릭·시청 등)을 통해 최적의 노출 전략을 학습한다.

특징

- 실시간 A/B 자동화
- 탐색·활용 균형 조정
- 초개인화 품질 강화

## 26. Online CTR Prediction

정의: 사용자가 특정 콘텐츠를 클릭할 확률을 실시간으로 예측하는 기술.

상세 정의:

콘텐츠 의미, 사용자 상태, 맥락, 광고 조건 등을 종합해

CTR을 즉시 계산하고 랭킹에 반영한다.

특징

- 클릭 행동 예측
- 실시간 랭킹 반영

- 전환율 향상

## 27. Real-time Engagement Modeling

정의: 사용자가 콘텐츠에 참여할 확률을 계산하는 모델링.

상세 정의:

좋아요·댓글·스크롤 깊이 등 다양한 반응을 예측해

사용자가 몰입할 콘텐츠를 우선노출한다.

특징

- 참여 확률 기반 추천
- feed quality 상승
- LMM과 직접 연결

## 28. Consumption Depth Modeling

정의: 콘텐츠 소비의 깊이(전체 시청 비율 등)를 예측하는 기술.

상세 정의:

단순 클릭이 아니라 얼마나 오래 시청할지를 기반으로

피드 구성 품질을 높인다.

특징

- 지속 시청 예측
- 효율적 노출
- 몰입 경험 최적화

## 29. Scroll-based Optimization

정의: 사용자의 스크롤 속도·패턴을 기반으로 피드를 조정하는 방식.

상세 정의:

빠르게 넘기는 콘텐츠는 하향 조정하고 천천히 보는 장면은 상향 조정하는 식의 실시간 보정이 가능하다.

특징

- 스크롤 패턴 기반 개인화
- 피드 몰입도 유지
- 불만족 콘텐츠 자동 배제

## 30. Real-time Feedback Loop

정의: 사용자 행동이 모델에 바로 반영되는 순환 구조.

상세 정의:

좋아요/중단/스크립 등 미세한 행동을 실시간으로 학습해

다음 추천에 즉시 반영한다.

특징

- 모델 적응 속도 증가
- 실시간 개인화 핵심
- 학습-추천 순환 가속

## 31. Frequency Cap

정의: 동일 광고가 특정 사용자에게 과도하게 반복 노출되지 않도록 설정하는 제한 규칙.

상세 정의:

광고 피로도 증가, 브랜드 거부감, 이탈을 방지하기 위한 필수 기능.

특징

- 반복 노출 방지
- 광고 경험 품질 개선
- 캠페인 효율성 증가

## 32. Saturation Controller

정의: 사용자가 특정 장르를 너무 많이 보면 자동으로 비중을 줄이는 제어기.

상세 정의:

콘텐츠 피로도·이탈을 방지하고

사용자에게 균형감 있는 경험을 제공한다.

특징

- 장르별 saturation 조정
- 피드 피로도 관리
- 개인화 품질 개선

## (6) 탐색·콜드스타트·모니터링

### 33. Exploration Module

**정의:** 새로운 취향을 탐색하기 위한 추천 조정 모듈.

**상세 정의:**

사용자가 보지 않았던 장르·크리에이터·상품을 일부 노출하여

취향 확장을 유도한다.

**특징**

- 취향 확장
- 플랫폼 생태계 활성화
- 노출 다양성 증가

### 34. Cold-start Handler

**정의:** 신규 사용자 또는 신규 콘텐츠의 추천 품질 문제를 해결하는 모듈.

**상세 정의:**

DD(인구통계), 콘텐츠 특징, 초기 행동 등을 활용해

빠르게 baseline 추천 품질을 확보한다.

**특징**

- 신규 사용자 처리
- 신규 콘텐츠 빠른 노출
- UMM·LMM과 결합해 품질 향상

### 35. Real-time Monitoring

**정의:** 추천/광고/노출 품질을 실시간으로 감시하는 시스템.

**상세 정의:**

CTR 변화, 유저 이탈, 비정상 노출을 감지하여

GPR 정책이나 모델 설정을 자동 조정할 수 있다.

**특징**

- 실시간 이상치 감지

- 자동 정책 조정
- 서비스 안정성 유지