

뭐볼까?



네이버 AiRS 인공지능 콘텐츠 추천의 진화



CONTENTS

1. 네이버에서 뭐볼까?
2. 추천 콘텐츠 정제
3. AI 콘텐츠 추천 모델
4. 새로운 추천 UI 실험
5. 마치며

1. 네이버에서 뭐볼까?

네이버에서 시간 날 때 볼만한 게 뭐가 있을까?

- 검색, 쇼핑, 뉴스 외에 **다양한 콘텐츠 서비스**

- 네이버 앱 설정을 통해 **30여개 주제판** 선택 가능



블로그/포스트



NTV (동영상)



웹툰



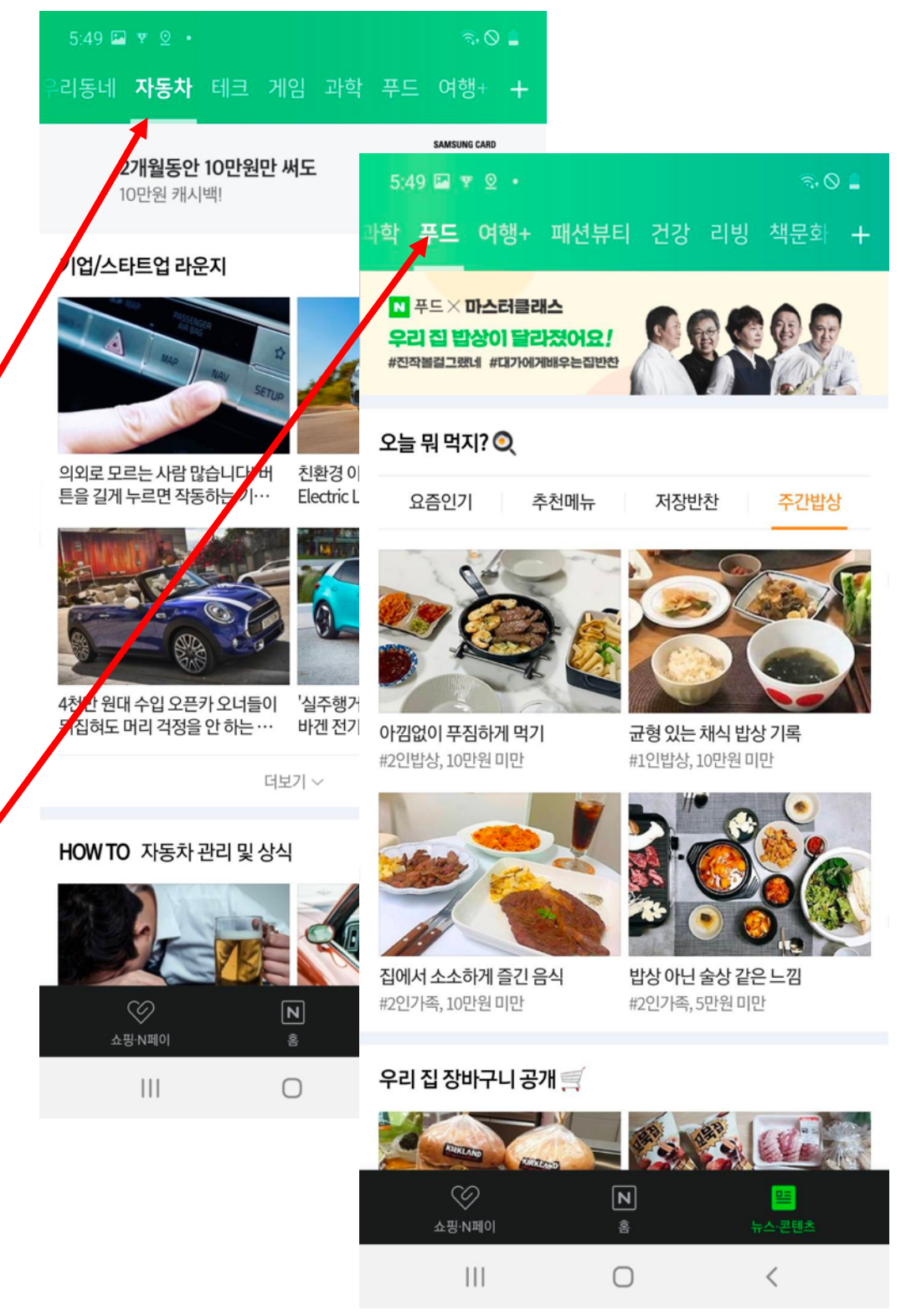
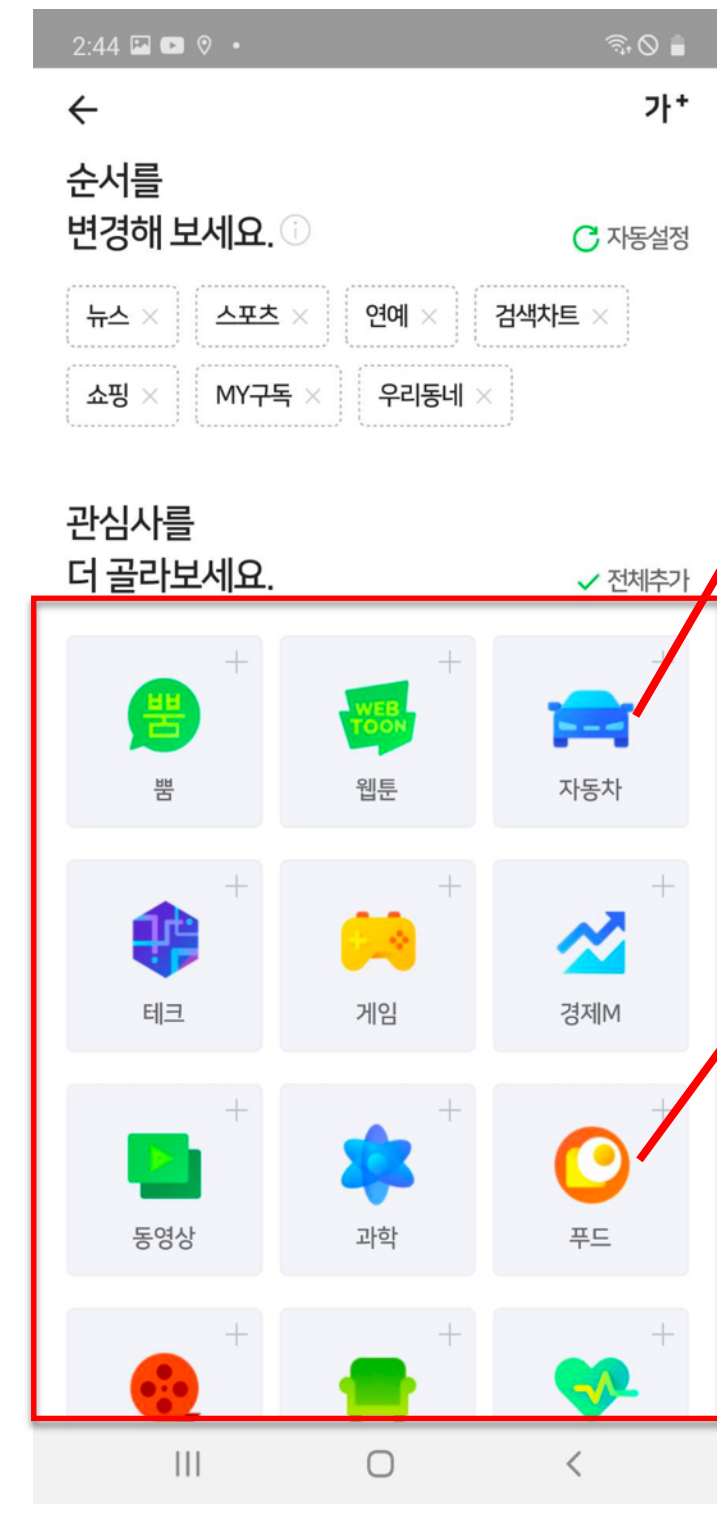
뽀(유머)



카페(유머, 개별주제)



v(라이브영상), 오디오



사용자가 각 개별 서비스를 방문하거나, 주제판을 설정하는 번거로움이 존재

뭐볼까 - AI 콘텐츠 추천 서비스

네이버에서 **관심있는, 여러 주제의 콘텐츠를 한곳**에서 모아 보는 추천 서비스

방문자수+클릭수

가볍게 보는 서비스
습관적으로 자주 방문
짧고 가벼운 콘텐츠

페이스북, 인스타그램, 틱톡

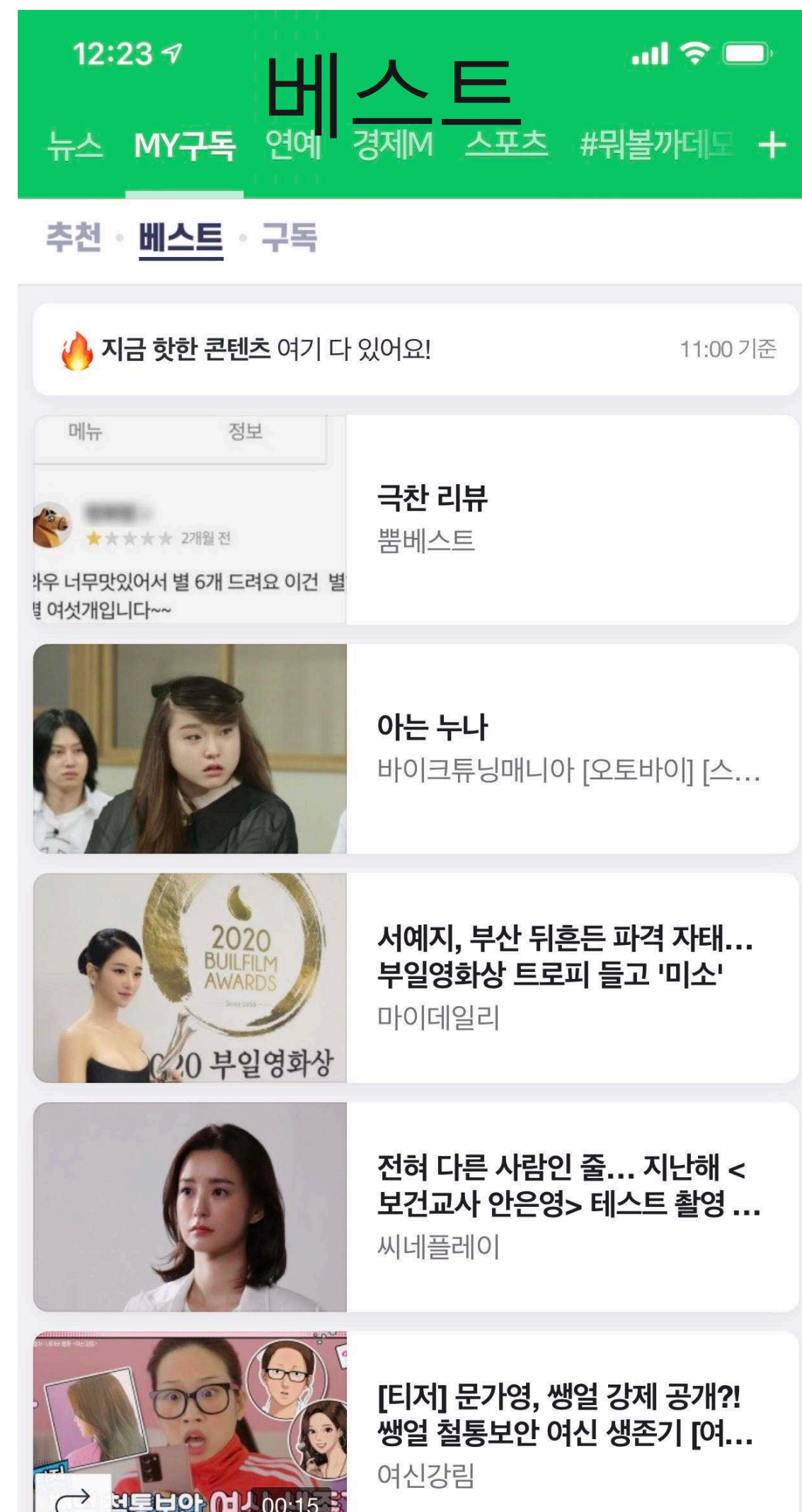
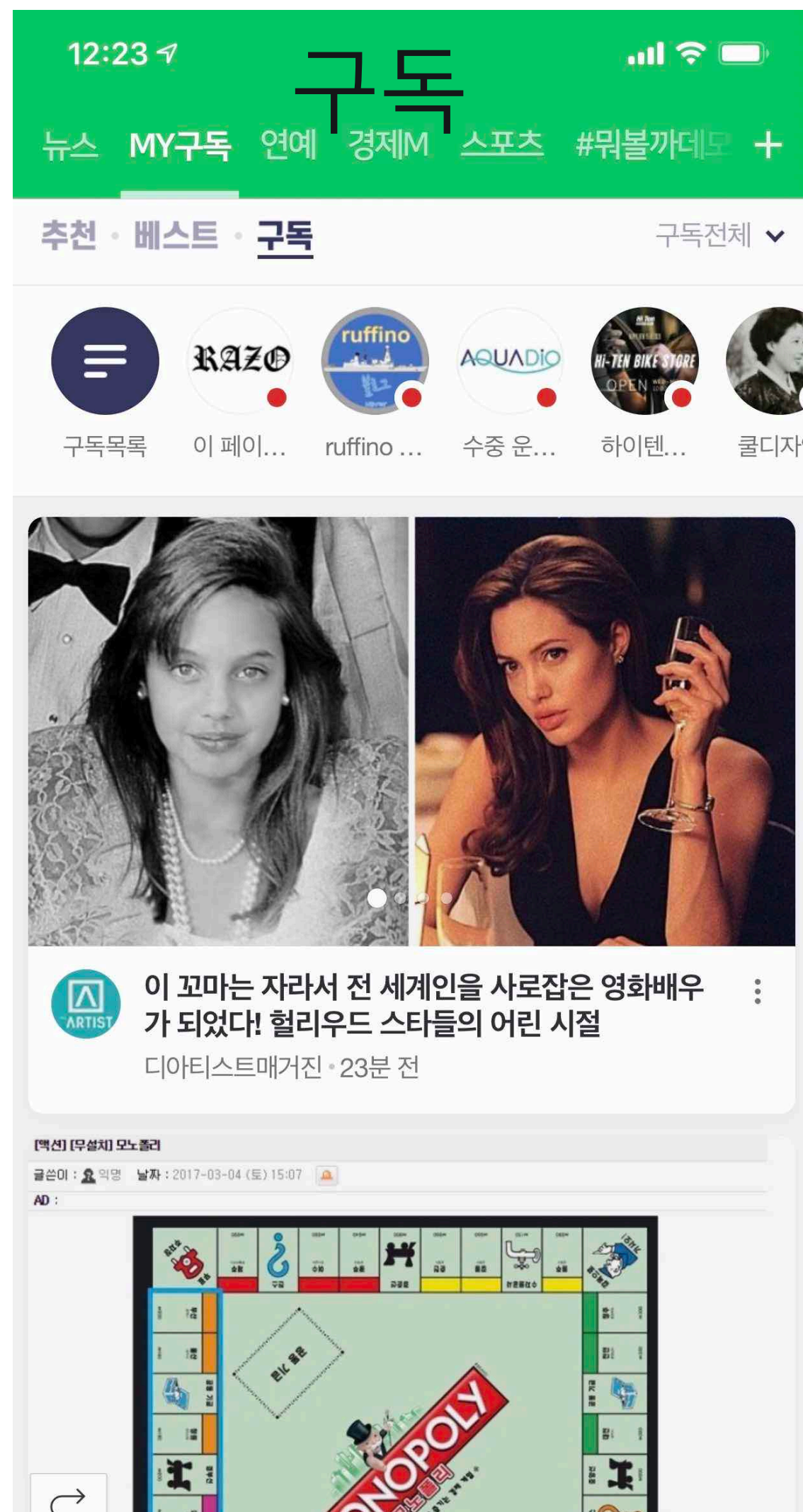
체류시간+리텐션

마음먹고 보는 서비스
한 번 오면 오래 체류
시리즈로 소비

유튜브, 넷플릭스, 시리즈on

뭐볼까 미리보기 - MY구독

AI 콘텐츠 추천 뿐만 아니라, 사용자가 직접 구독한 콘텐츠, 인기있는 베스트 콘텐츠



2019/10

MY구독
추천 출시
(피드형 UI)

2020/6

그리드형 UI
출시

2020/10

베스트탭
추가

2020/11

뭐볼까 출시

Challenges

2019/10월 MY구독 추천 출시부터, 2020/11월 뭉볼까 출시까지
효과적인 콘텐츠 추천을 위한 많은 고민과 개선 사항들

추천
콘텐츠
정제

유제

다양한 주제와 여러 종류의 콘텐츠를
추천하기 위해 어떻게 정제해야 할까?
→ 주제 분류기, 이미지 분류기, CMS

AI 추천
모델

—

사용자의 이용 패턴에 맞는 효과적인 추천 모델은?
→ User-Modeling,
Exploitation/Exploration 추천 모델,
Learning To Rank

최적의 UI
실험

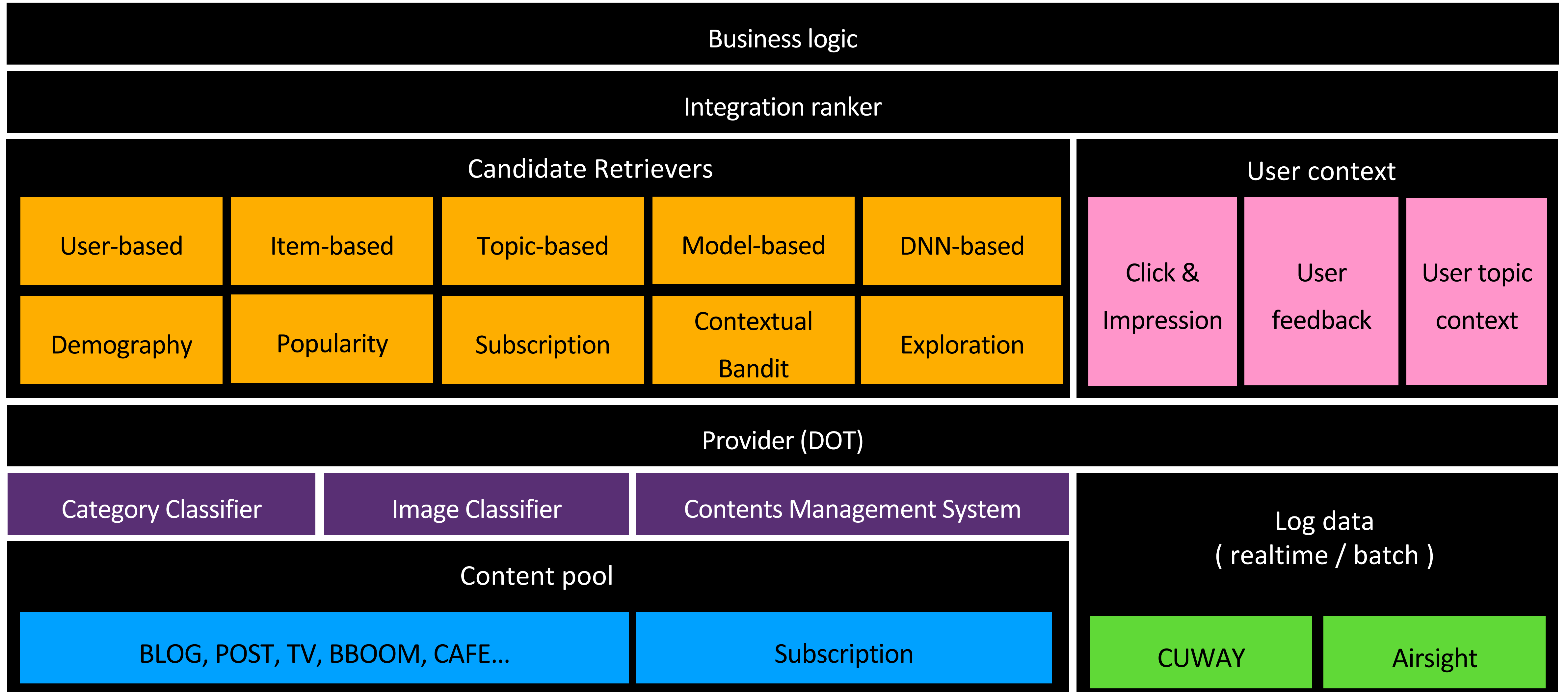
—

뭉볼까 서비스에 맞는 최적의 UI는?
→ 최적의 그리드형 UI를 찾기 위한 실험 과정

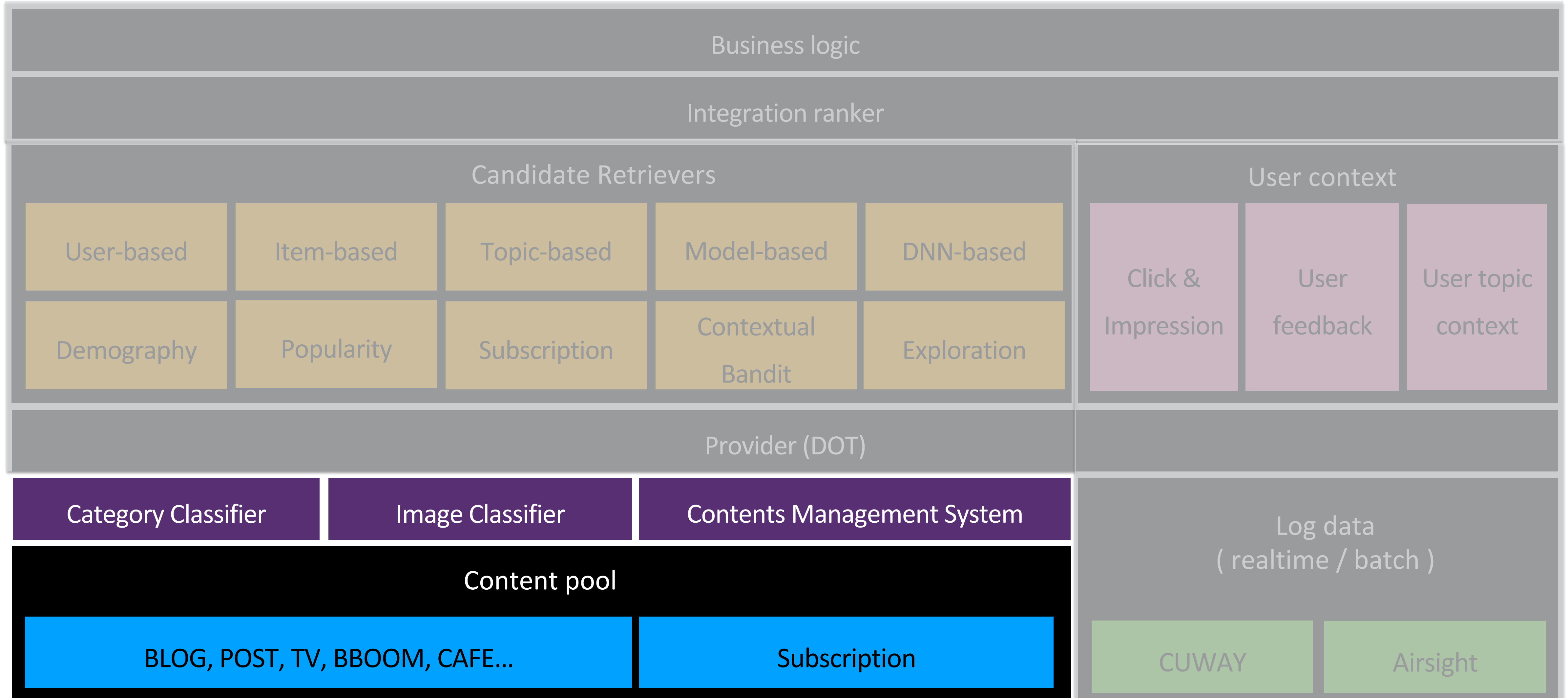
2. 추천 콘텐츠 정제



워볼까 추천 시스템 전체 구조

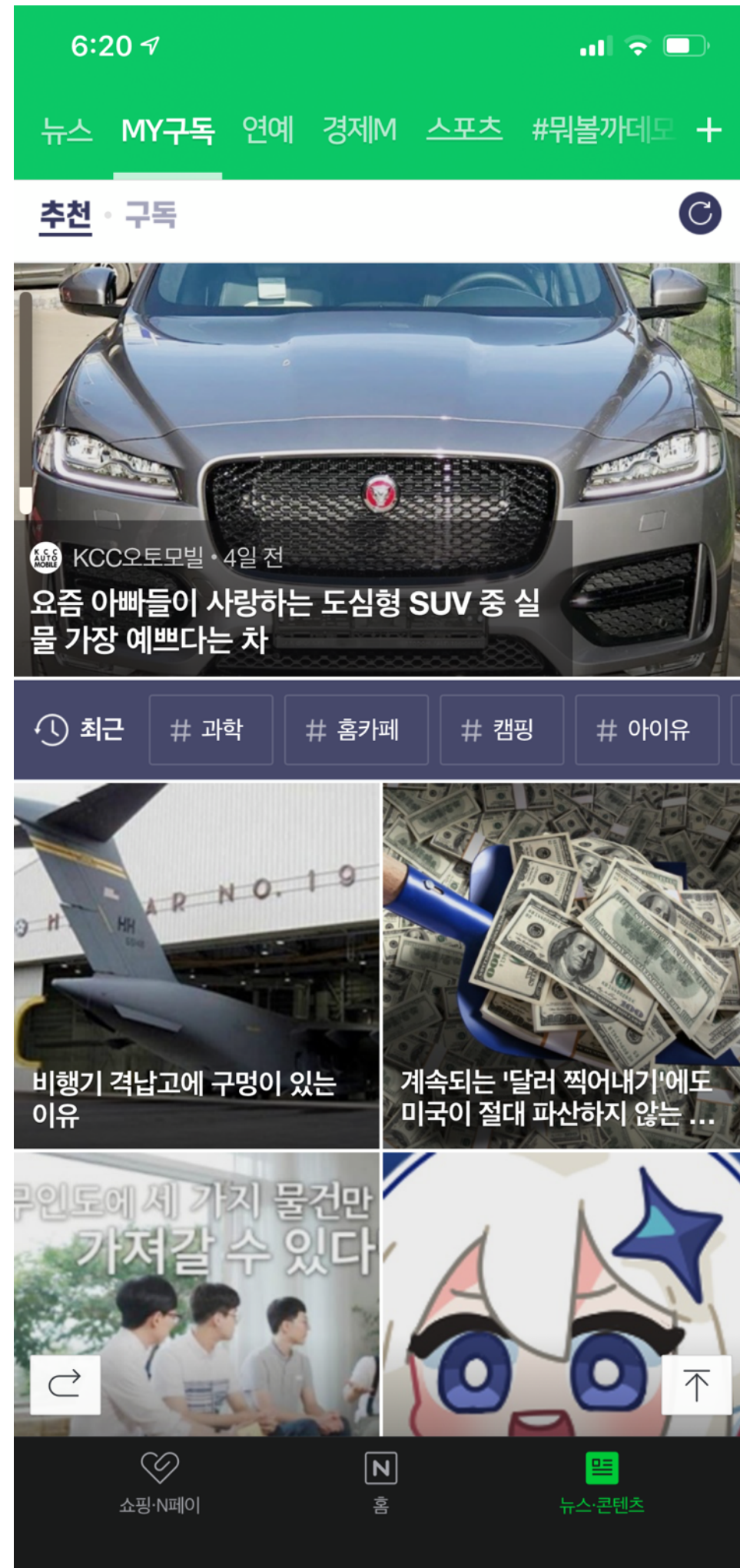


주제 분류기/이미지 분류기/ CMS



주제 분류기의 필요성

1. 뭘볼까 추천에 주제 선호도 반영

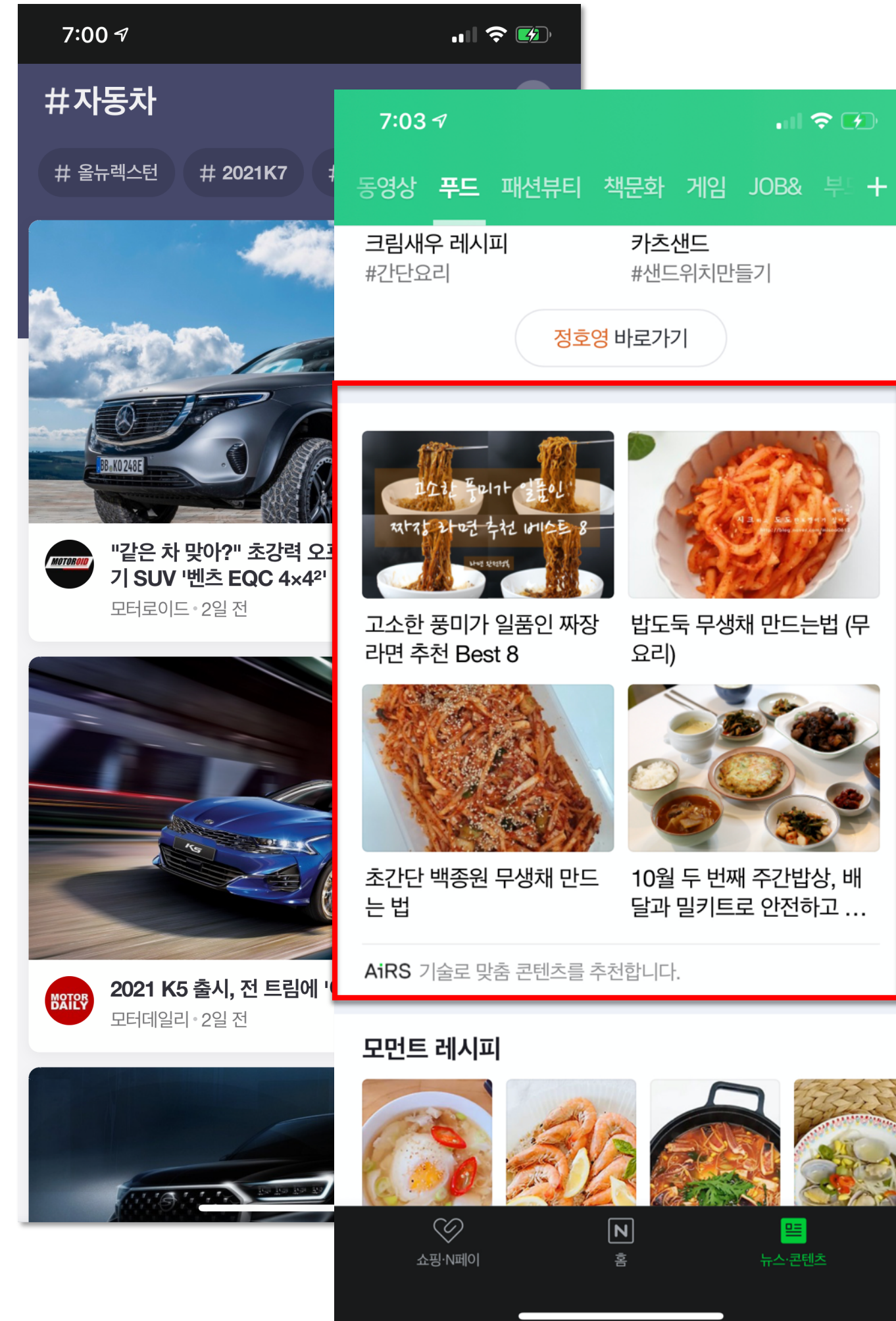


클릭한 문서의 주제를 바탕으로 사용자별 주제 선호도를 계산

좋아하는 주제의 콘텐츠는 더 많이 추천

랭킹 피쳐로 활용

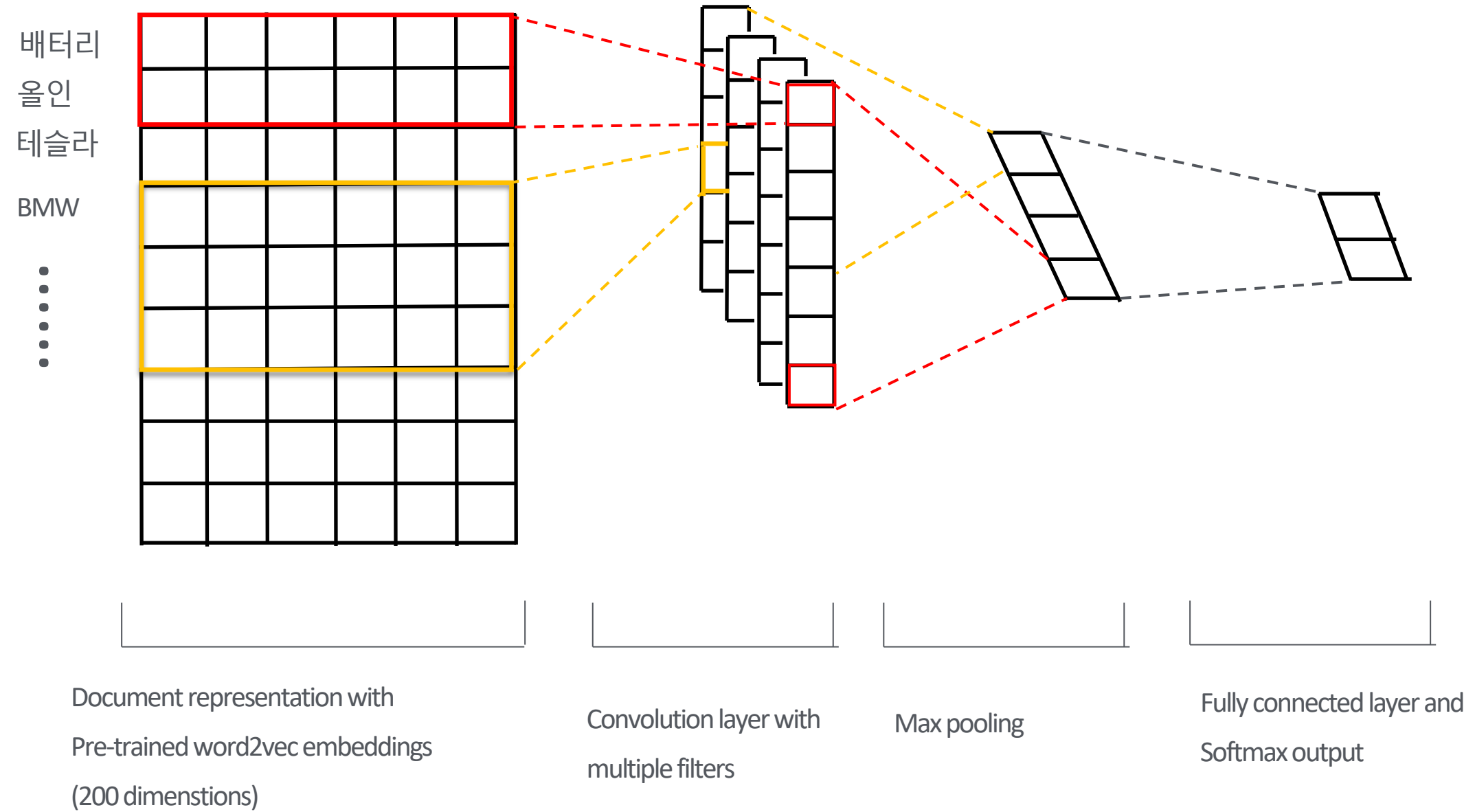
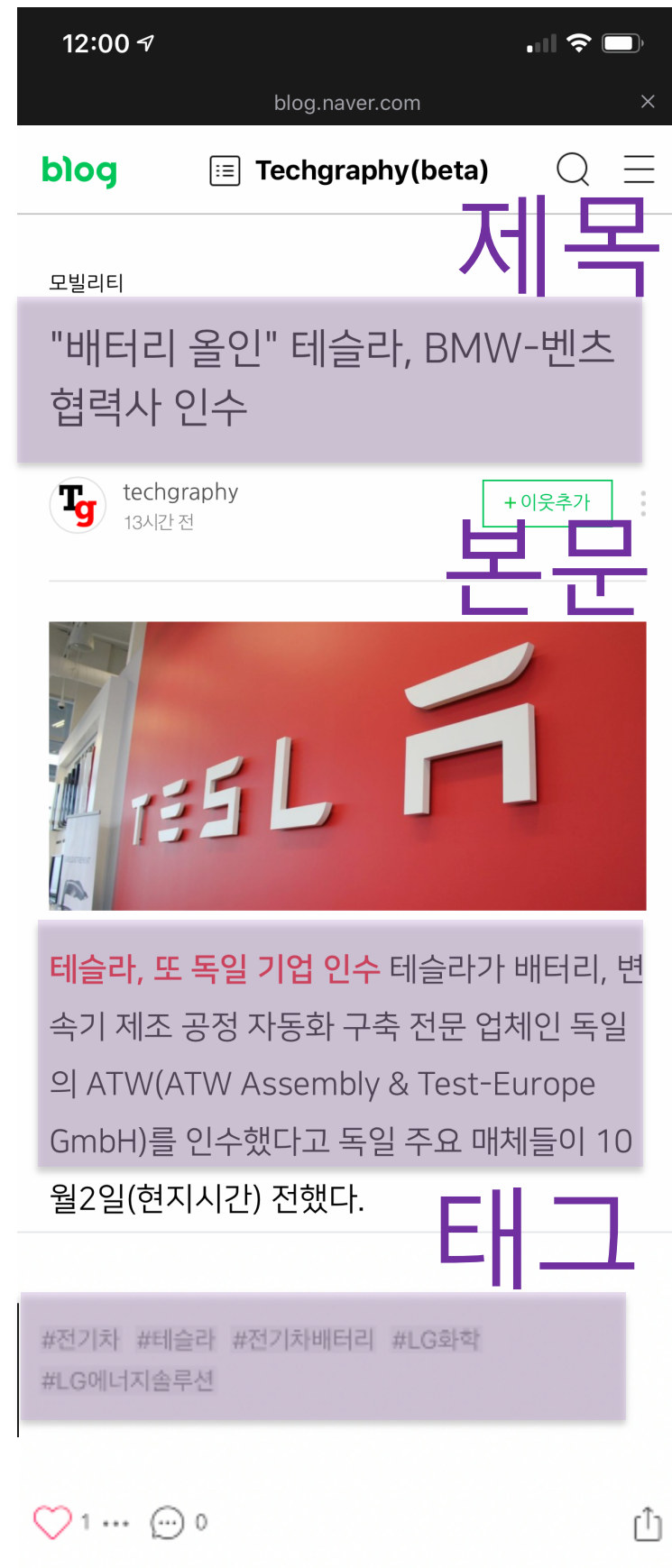
2. 주제별 콘텐츠 모아보기 기능



특정 주제의 콘텐츠 추천만 모아보는 기능 지원

뭘볼까 키워드 모달 & 각 주제판 AiRS 맞춤 추천

Text CNN 기반 주제 분류기



Multi-label

CAR	0.5
IT/TECH	0.4
BEAUTY	0.1
LIVING	0
.....	

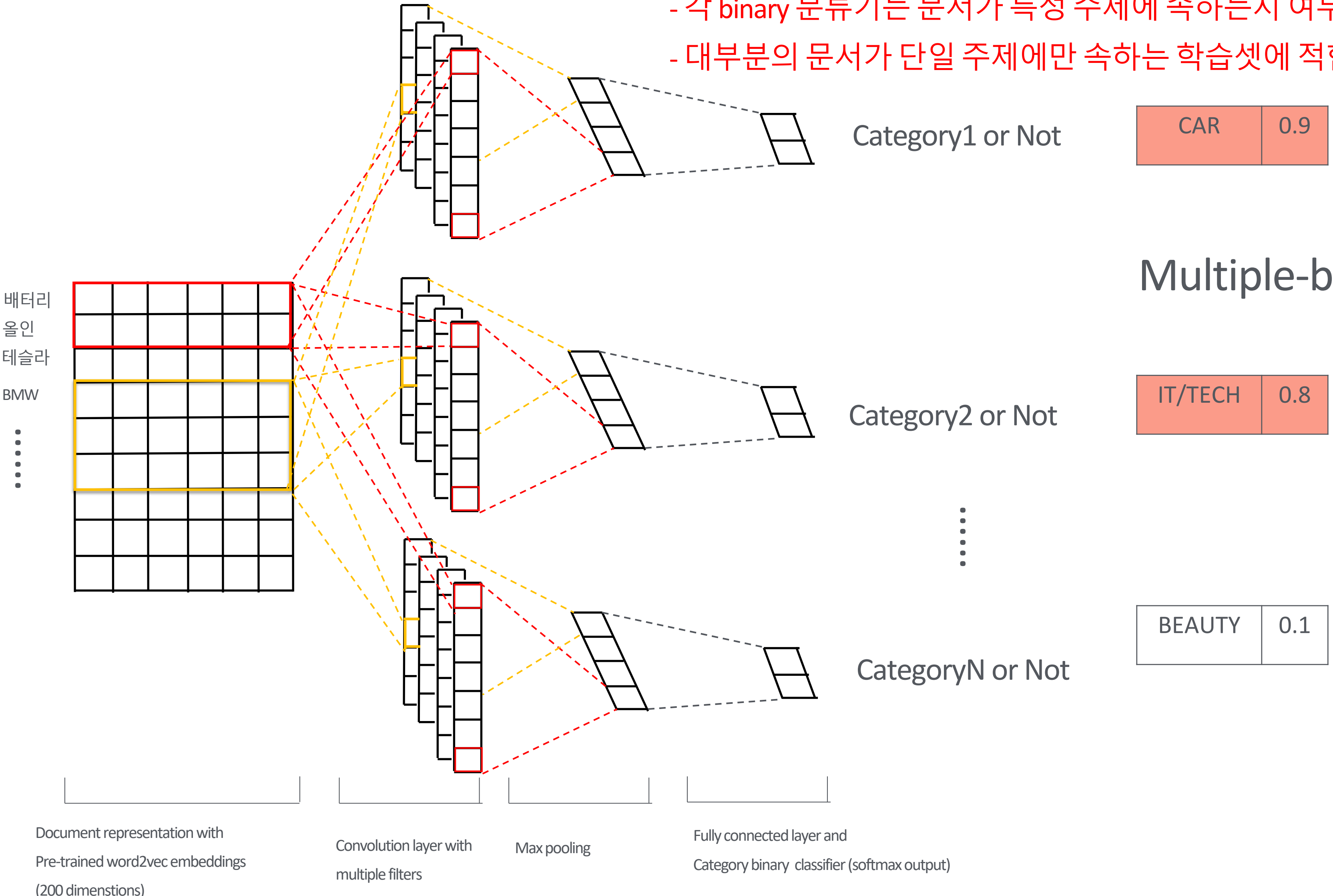
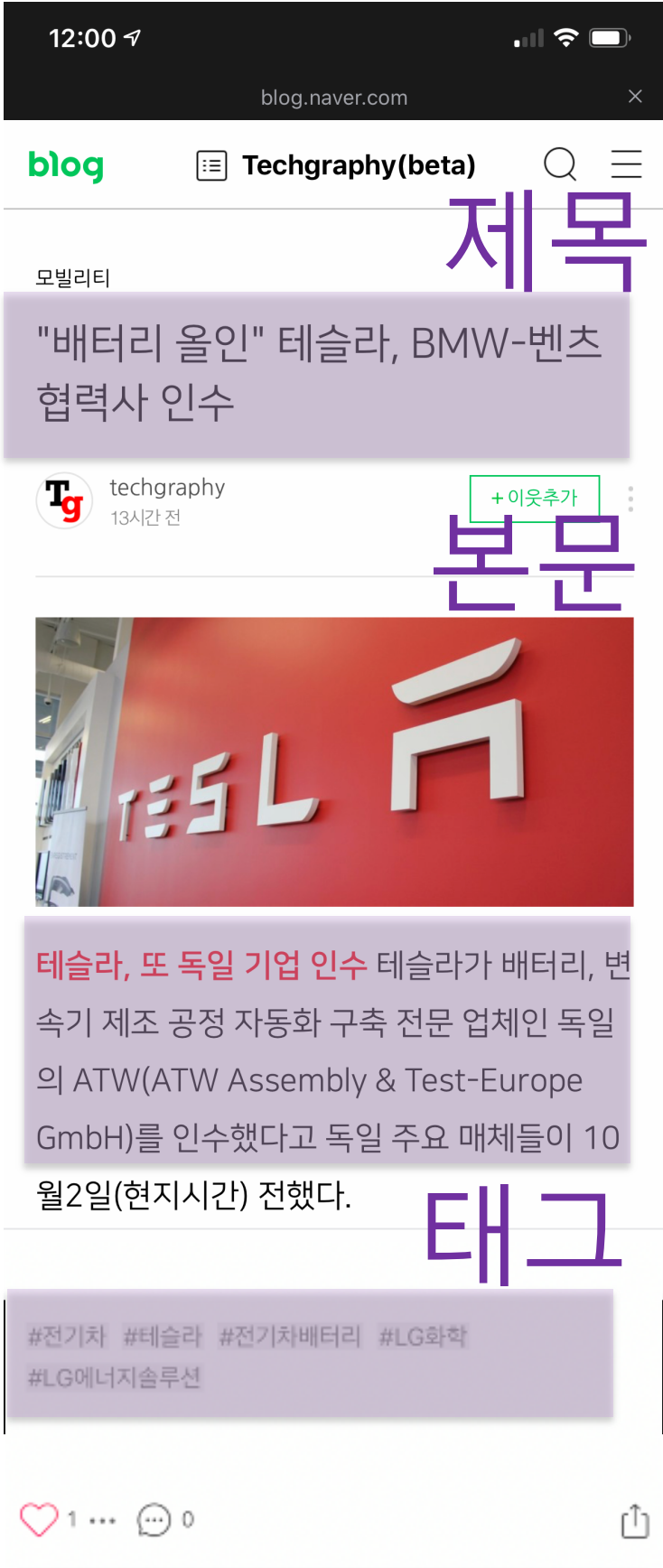
학습셋

- 과거 30여개 주제판에 게재된 문서들을 해당 주제의 정답 (Positive Sample)으로 간주
- 학습셋의 대부분의 문서들은 단일 주제에 속함 → Multi-label 형태의 학습셋이 아님
- 주제별 binary classifier 형태로 변경

Multiple-binary 분류기

Multi-class → Multiple binary 분류기로 변경

- 각 binary 분류기는 문서가 특정 주제에 속하는지 여부만 판별
- 대부분의 문서가 단일 주제에만 속하는 학습셋에 적합



Positive / Negative 샘플링 비율 변화

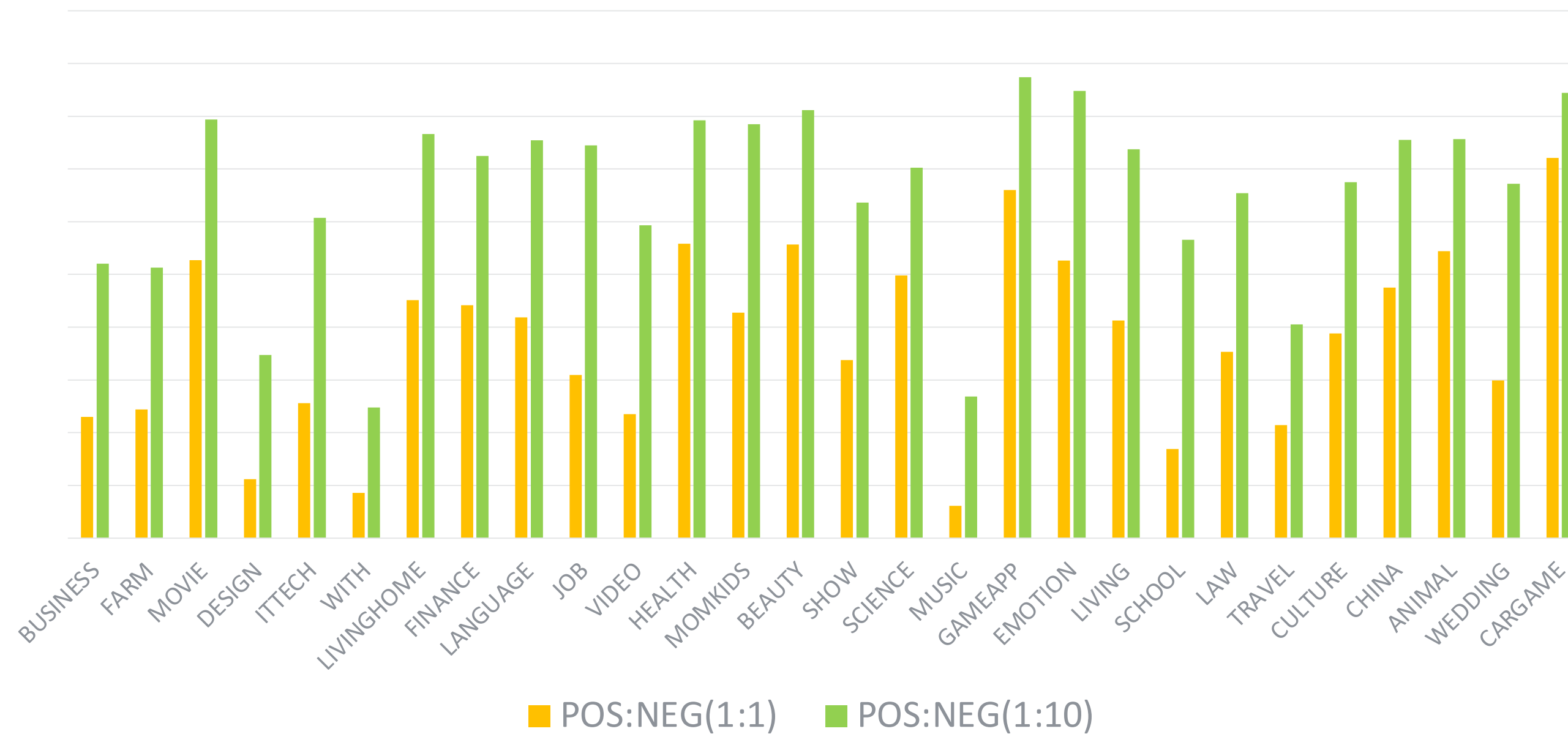
주제 분류기에서 Positive 샘플보다 Negative 샘플을 만날 확률이 큼

- 총 30여개 주제판

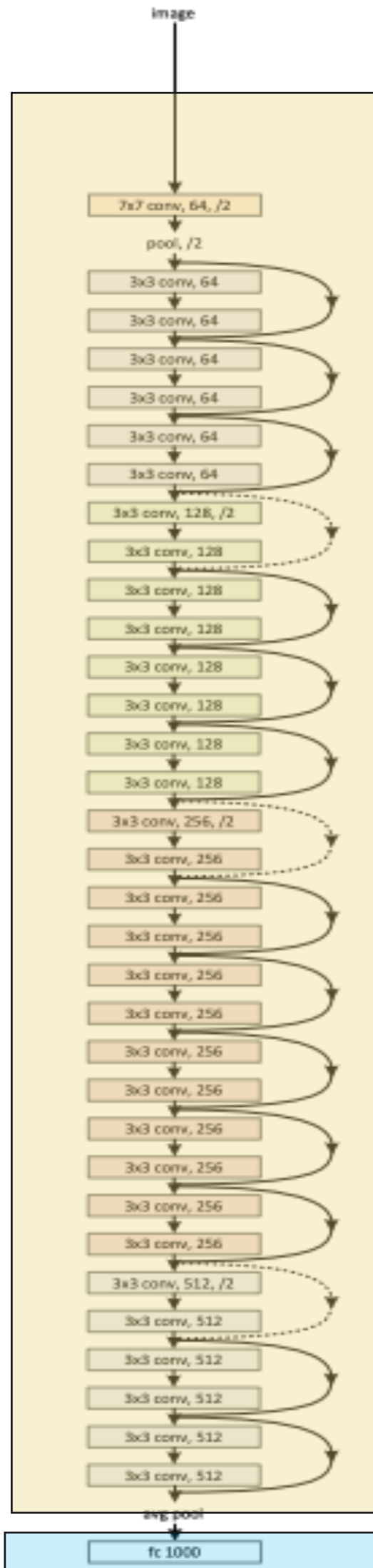
Positive/Negative 샘플링 비율 변화

- 1:1 → 1:10 변화, 정확도 +75% 향상

Precision 변화



RESNET 기반 이미지 분류기 (Image Classifier)






Transfer Learning
with RESNET-50

Fine-tune Classifier
(0.3M dataset, in=2048,
out=3)

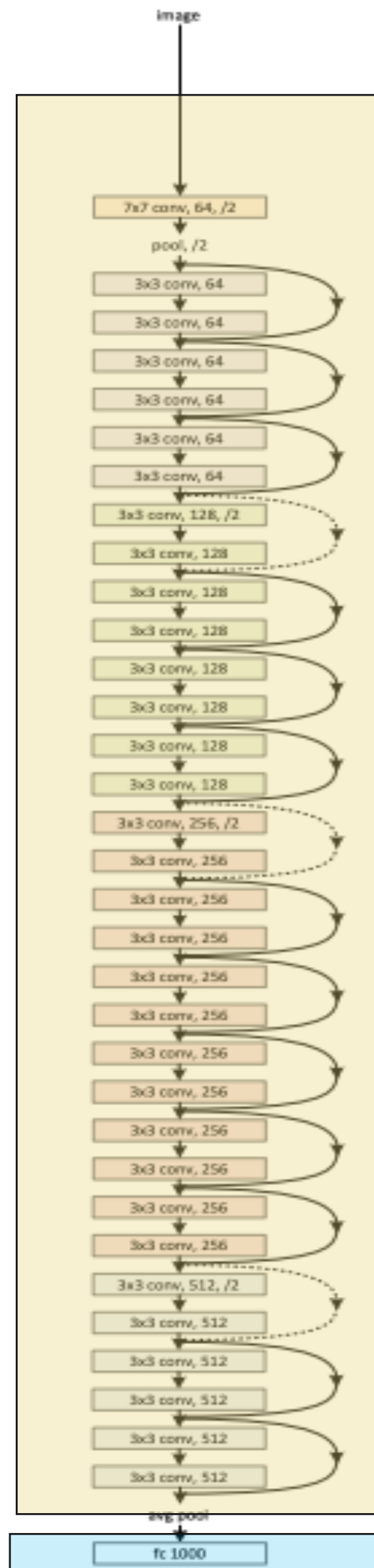
1개의 적절 & 2개의 부적절 클래스로 분류

OK NOT OK (Text, Table) NOT OK (Nudity, Violent)

		
{ "main": 0.9549 }	{ "text": 0.9793 }	{ "adult": 0.9901 }

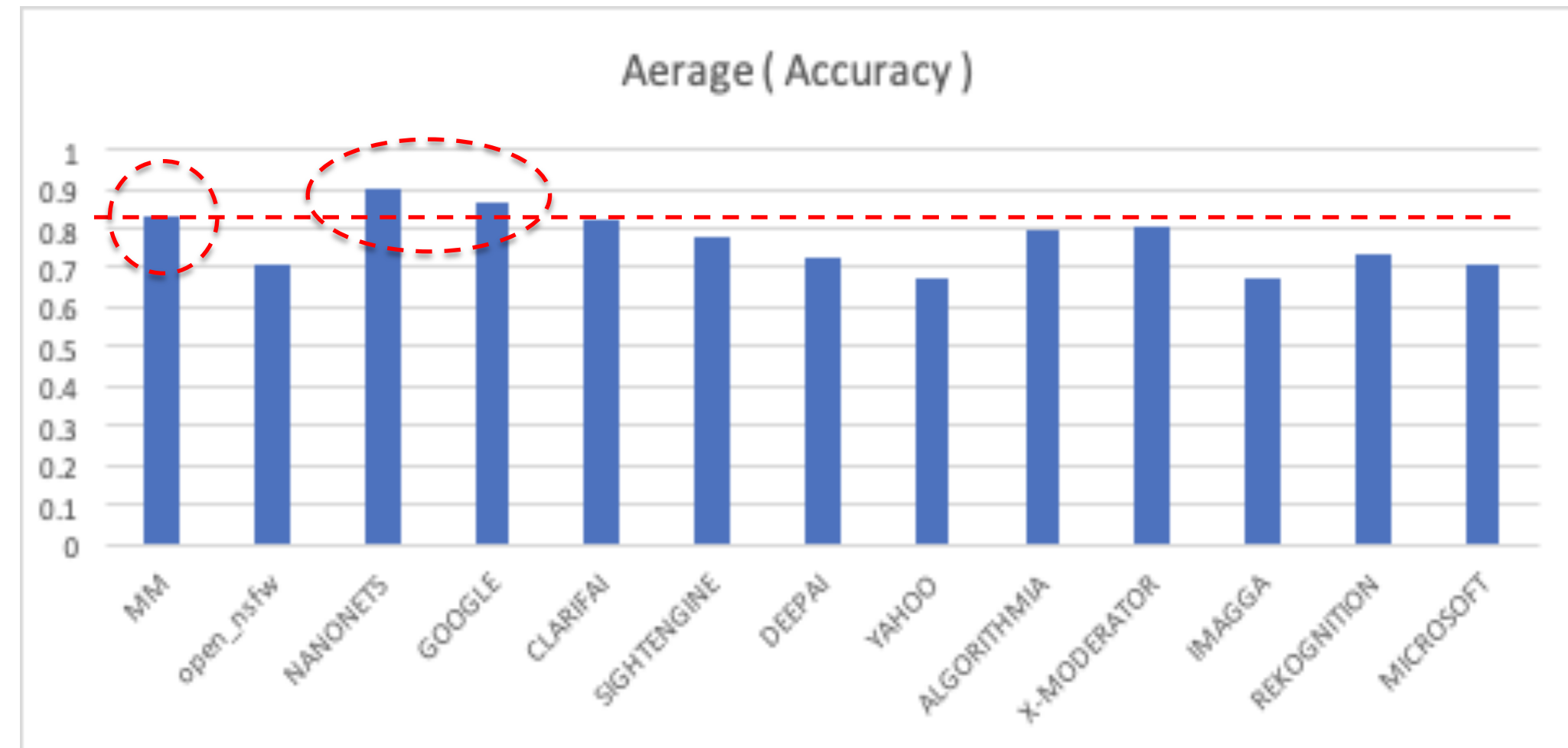
* Deep Residual Learning for Image Recognition (K. He, CVPR 2016)

RESNET 기반 이미지 분류기 (Image Classifier)



Transfer Learning
with RESNET-50

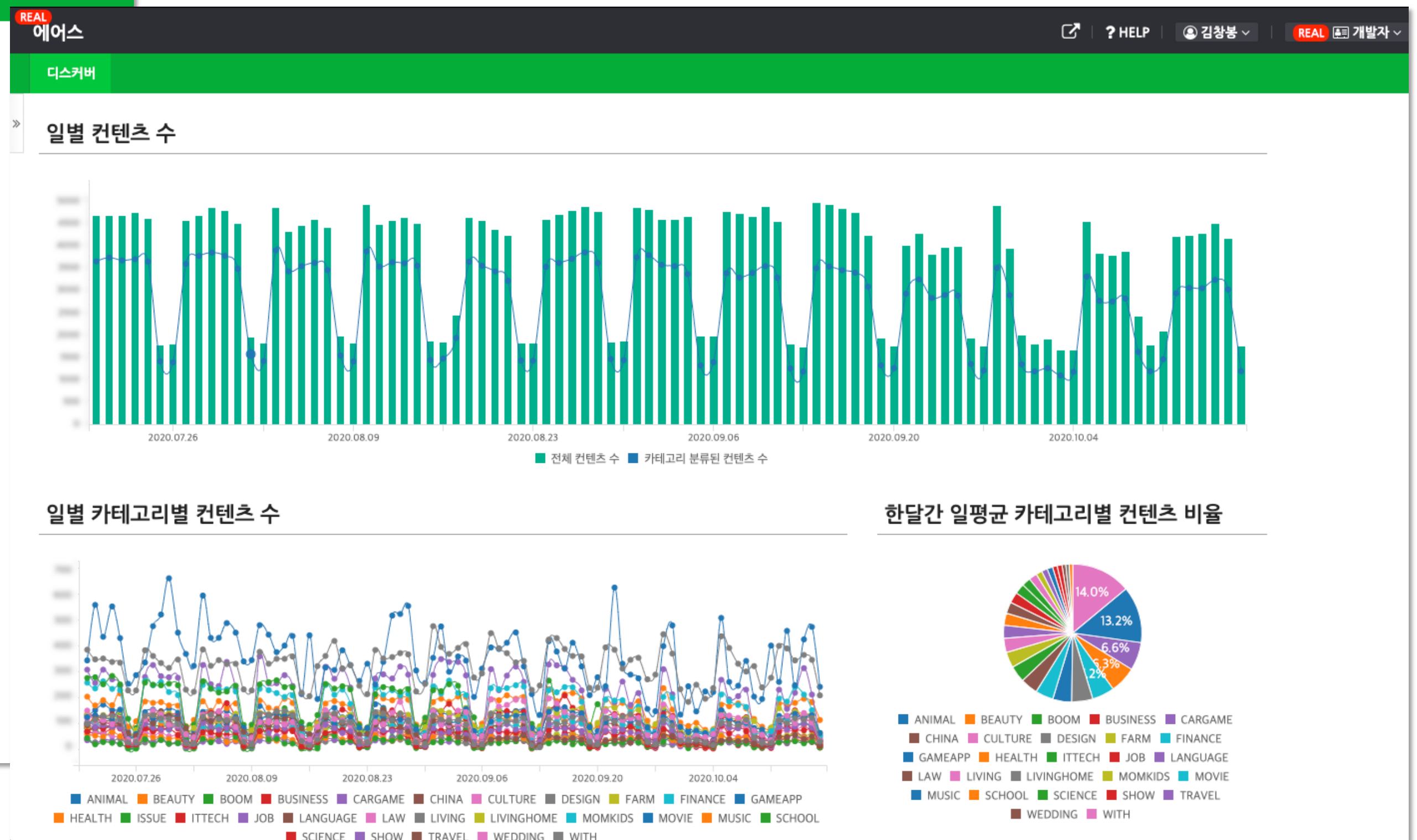
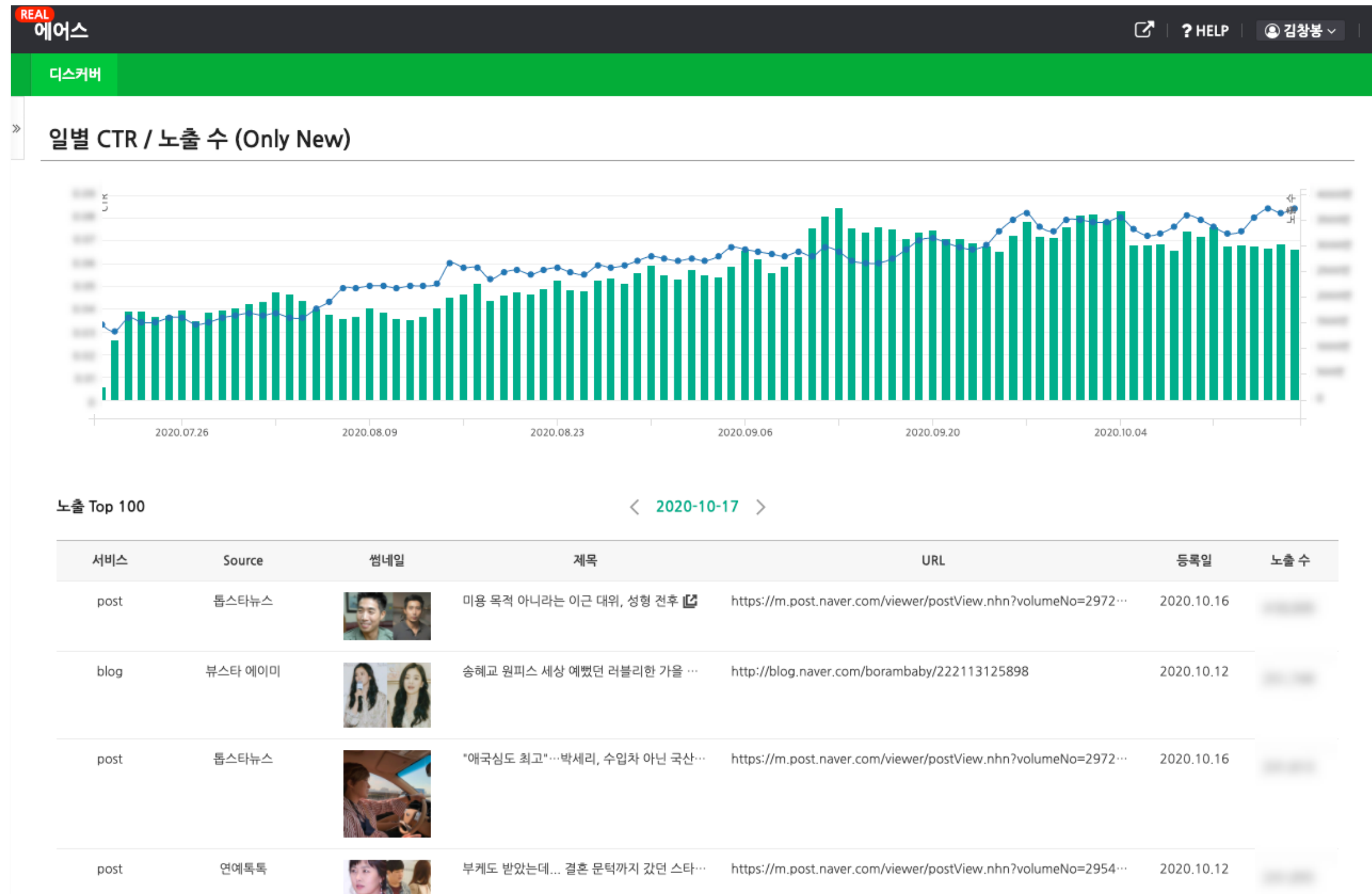
Fine-tune Classifier
(0.3M dataset, in=2048,
out=3)



- Yahoo open_nsfw 평가셋으로 성능 비교
- MM (RESNET기반) 준수한 성능

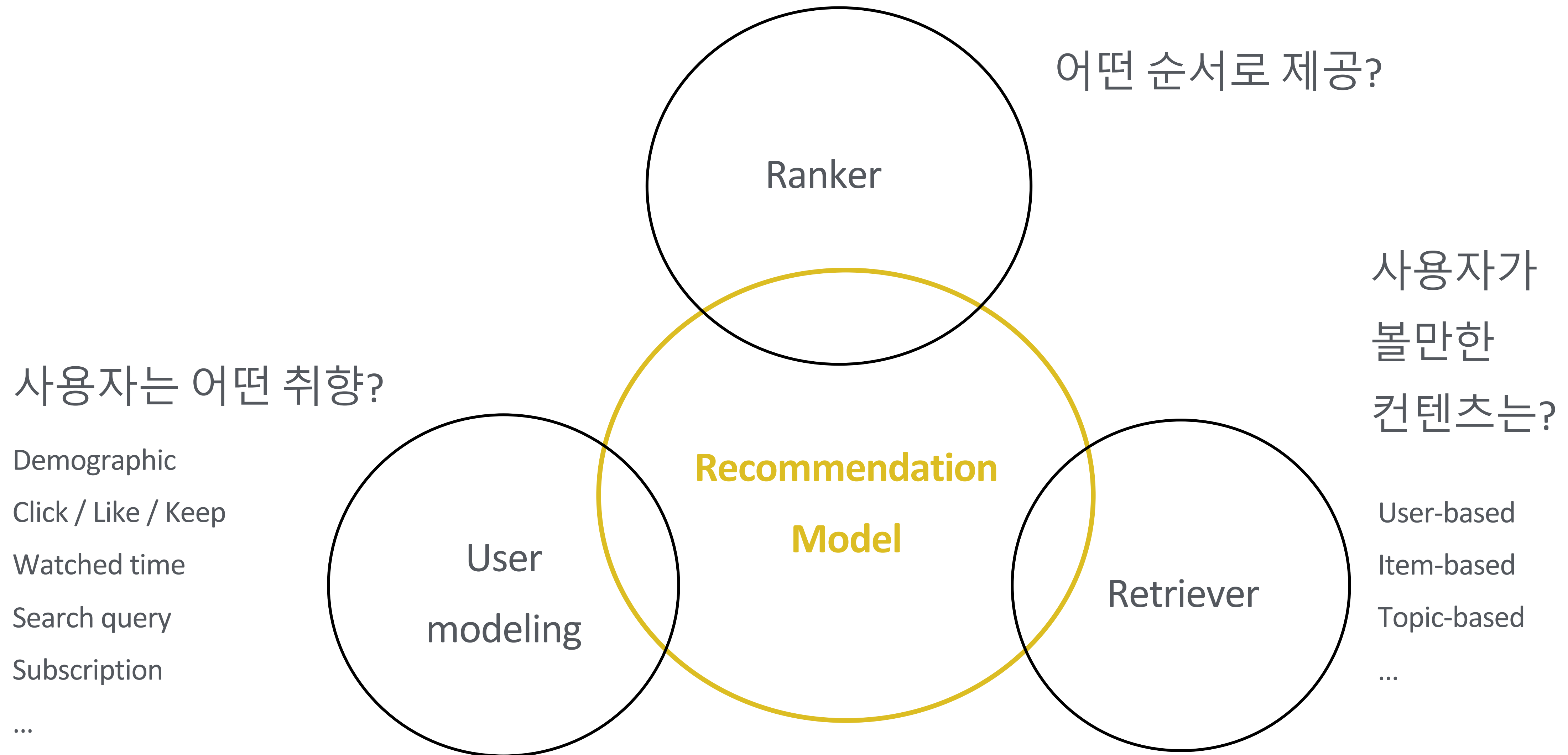
Contents Management System

뭉블까에 추천된 **콘텐츠별 노출수, 클릭수, CTR 지표 조회** 기능
 주제별, 키워드별 콘텐츠의 **일간 생성량 모니터링 / 콘텐츠 유통 모니터링**
 향후 - 창작자별 지표 조회 기능을 추가하여, **창작자 지원을 위한 톨로 발전 계획**

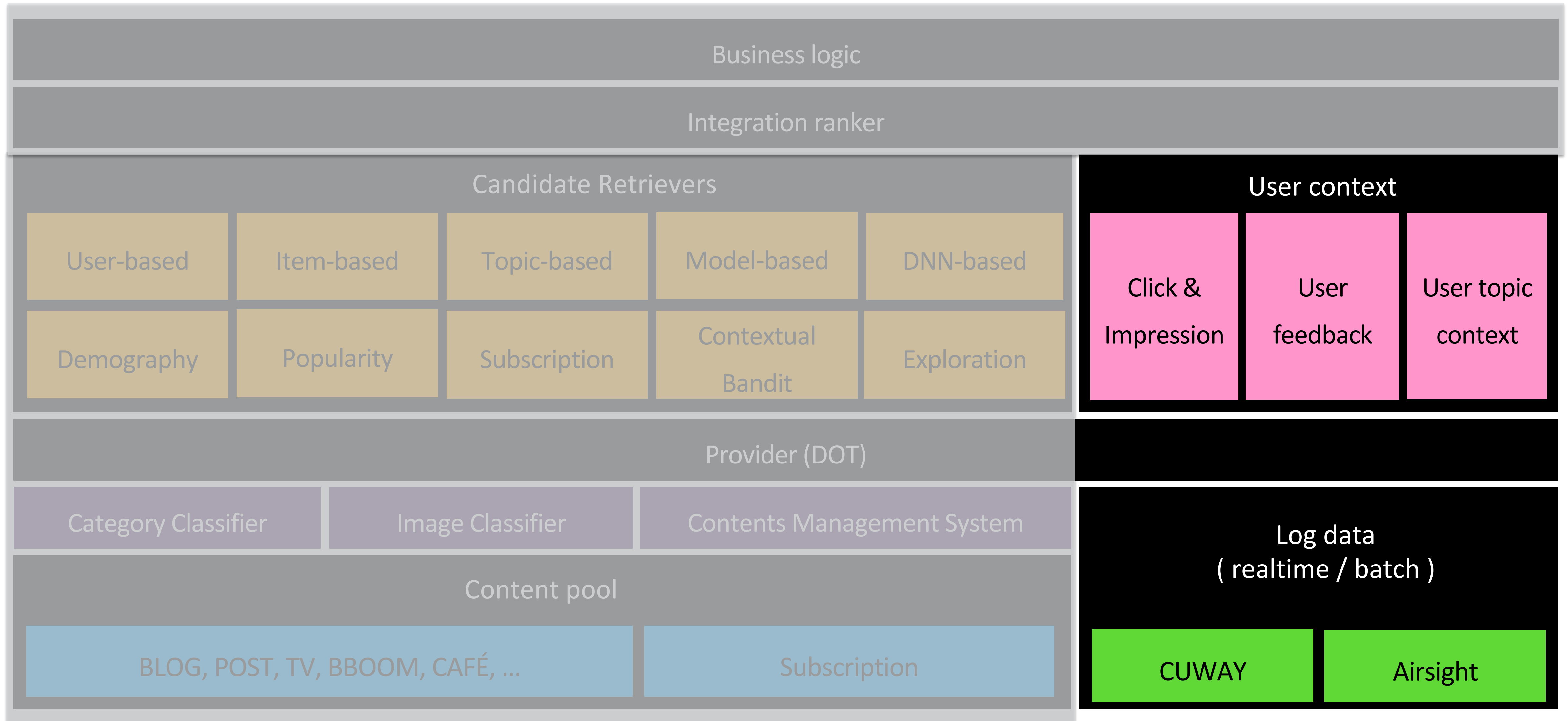


3. AI 콘텐츠 추천 모델

추천 모델링 문제 정의



추천 시스템 구조 - User Modeling



User Modeling

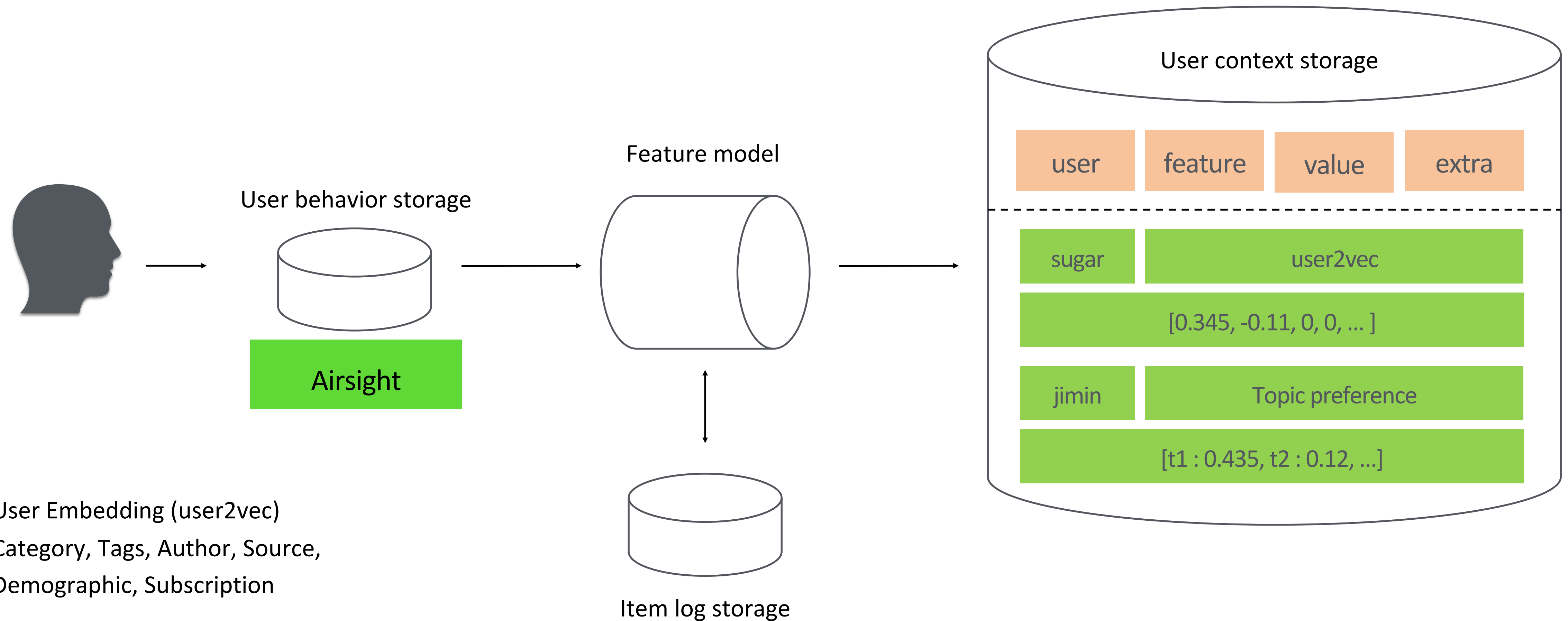


Long-term & Mid-term

Batch update (daily, hourly)

Gender, Age, Interest Categories & Topic, Subscription, etc

User Modeling - Long & Mid Term



- User Embedding (user2vec)
- Category, Tags, Author, Source, Demographic, Subscription

User Modeling



Long-term & Mid-term

Batch update (daily, hourly)

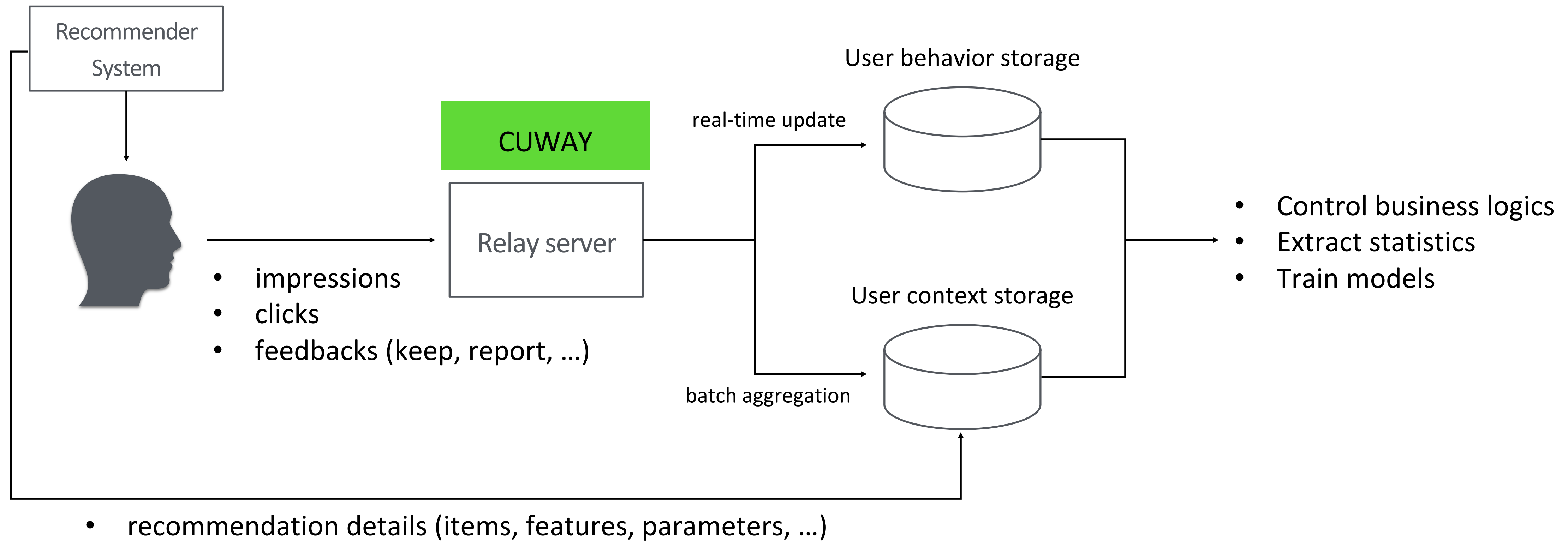
Gender, Age, Interest Categories & Topic, Subscription, etc

Short-term

Real time update

Impression, Click, Feedback, etc

User Modeling - Short Term



User Modeling



Long-term & Mid-term

Batch update (daily, hourly)

Gender, Age, Interest Categories & Topic, Subscription, etc

Short-term

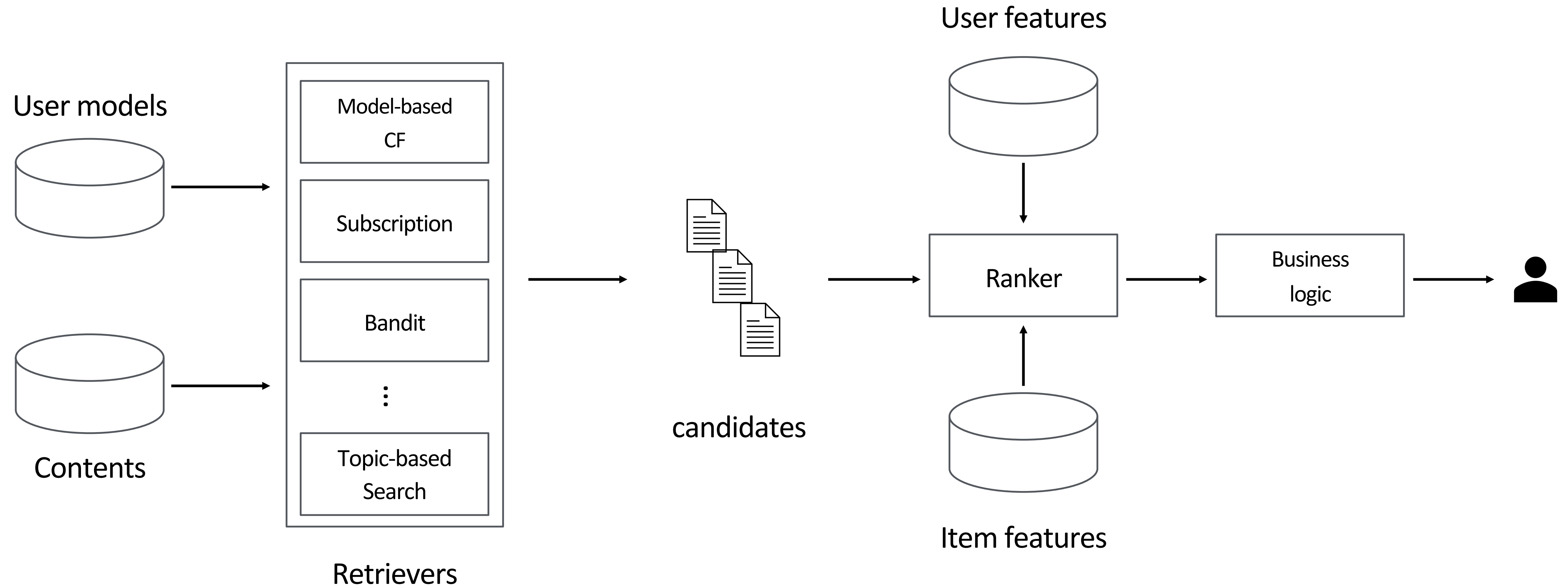
Real time update

Impression, Click, Feedback, etc

High-efficient Data Engineering

- Large scale user and log data
- Low latency access

Retrievers, Ranker, Business Logic



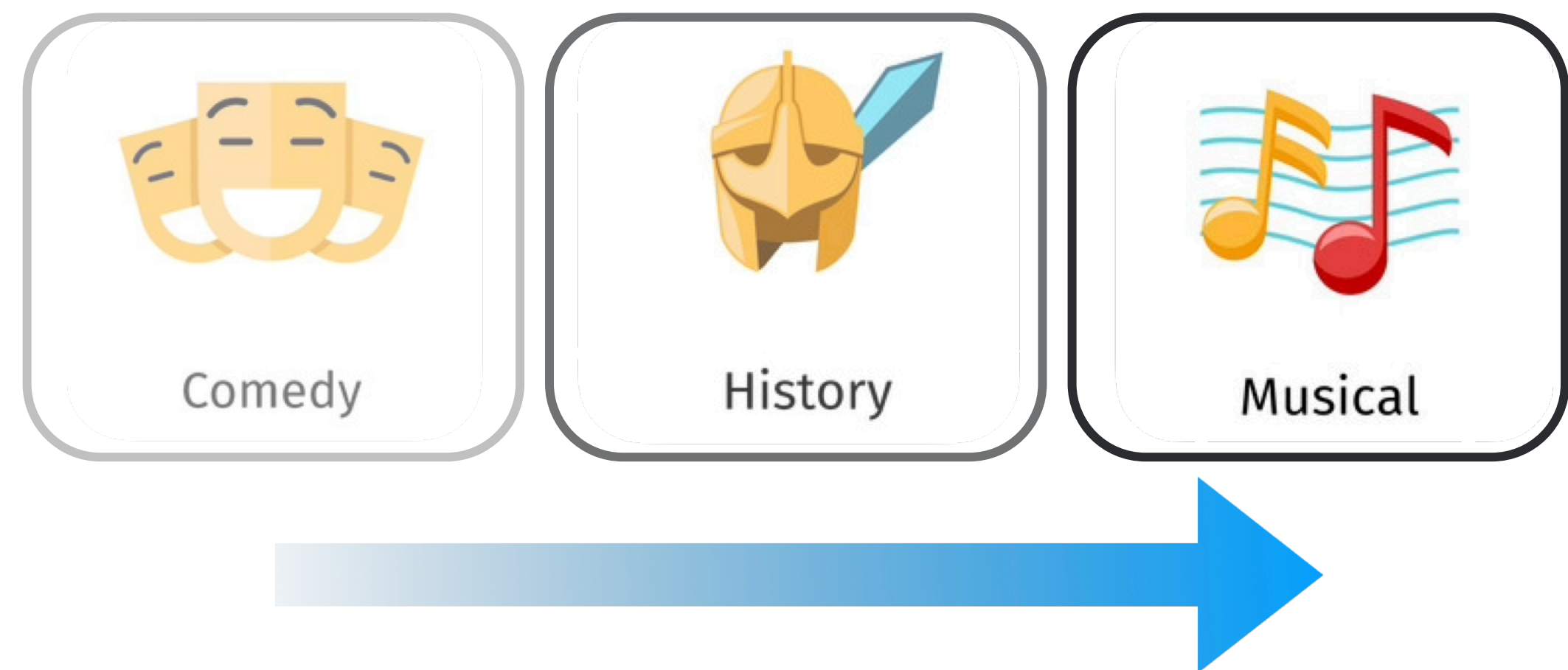
Retriever 고도화 방향

Exploration (탐색) vs. exploitation (활용)

- 사용자의 취향 탐색 → Bandit
- 추천 후보의 정확도 향상 → DNN retriever

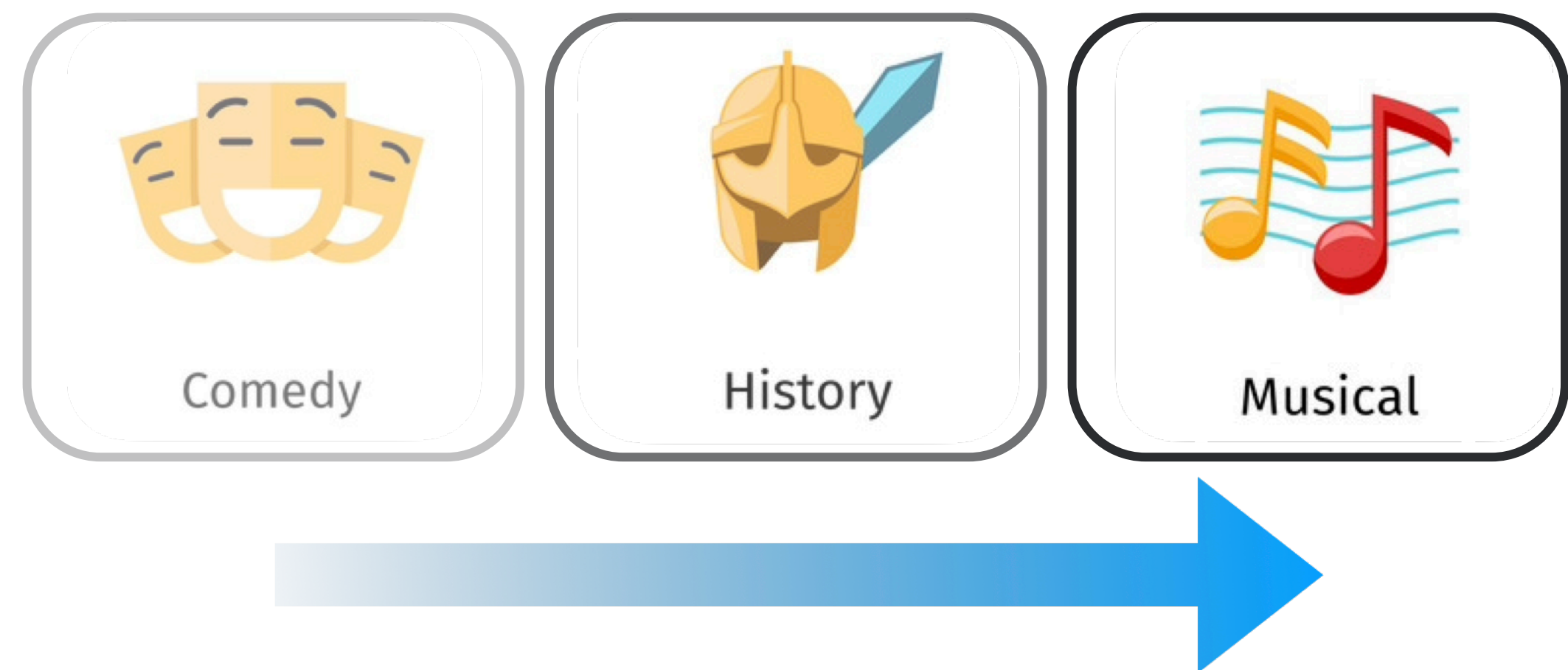
Contextual Bandit – 도입 배경

- 취향 적중시키기 vs. 유저의 취향 변화 추적, 컨텍스트 확장



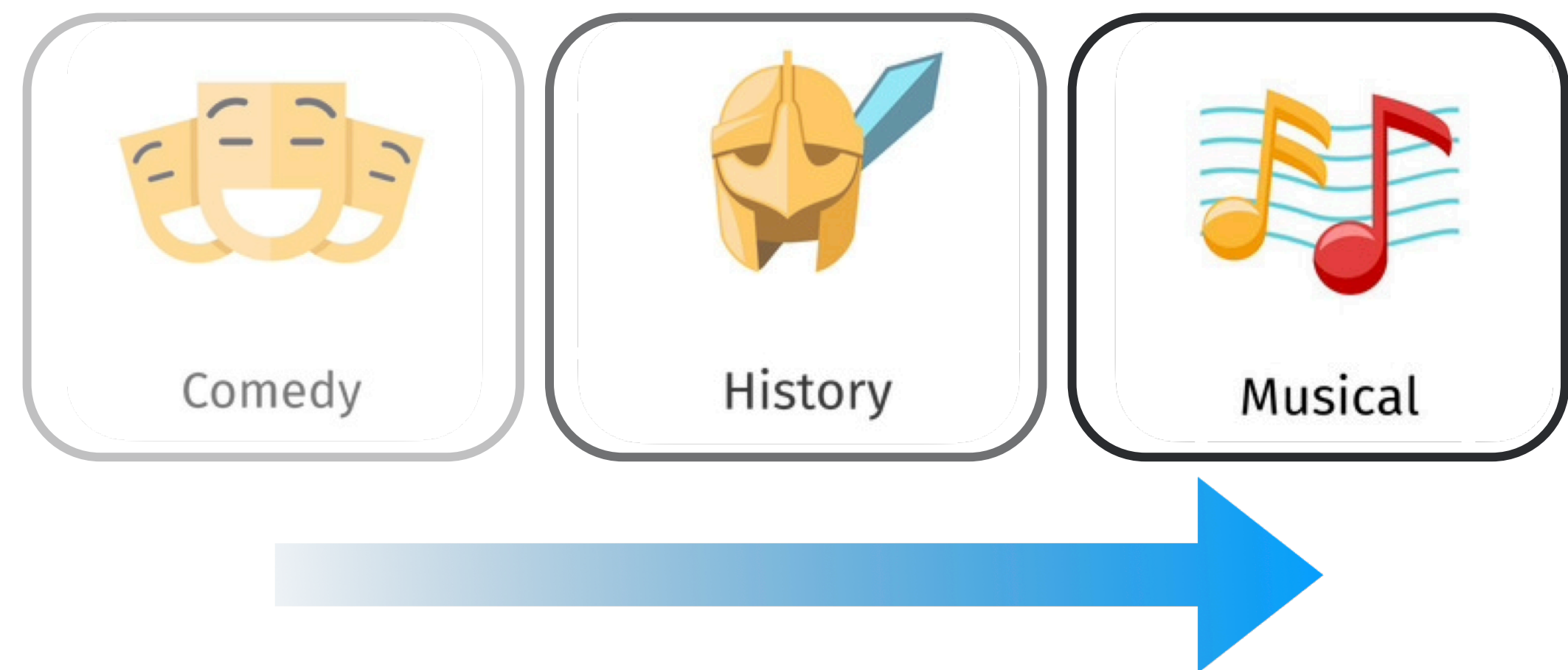
Contextual Bandit – 도입 배경

- 적중률이 높아지면, 비슷한 아이템 위주로 추천하게 되는 경향
- ex) 자동차 → 자동차 동영상만 계속 추천



Contextual Bandit – 도입 배경

- 사용자가 매번 비슷한 추천결과에 질려서 떠날 수 있다.
- 끊임없이 새로운 시도(exploration) → 유저의 취향 변화 / 미발견 취향 탐색

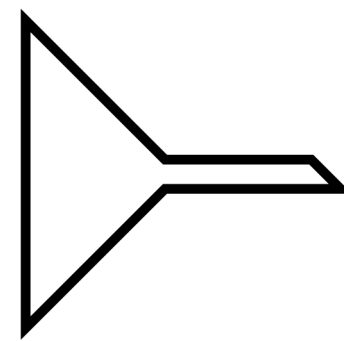


Contextual Bandit – 도입 배경

- 탐색 대상 아이템 수 축소
- 취향 탐색에 효과적인 인기 아이템 선정
- Bandit 알고리즘으로 유저의 취향 탐색



Item set
(수백 만)



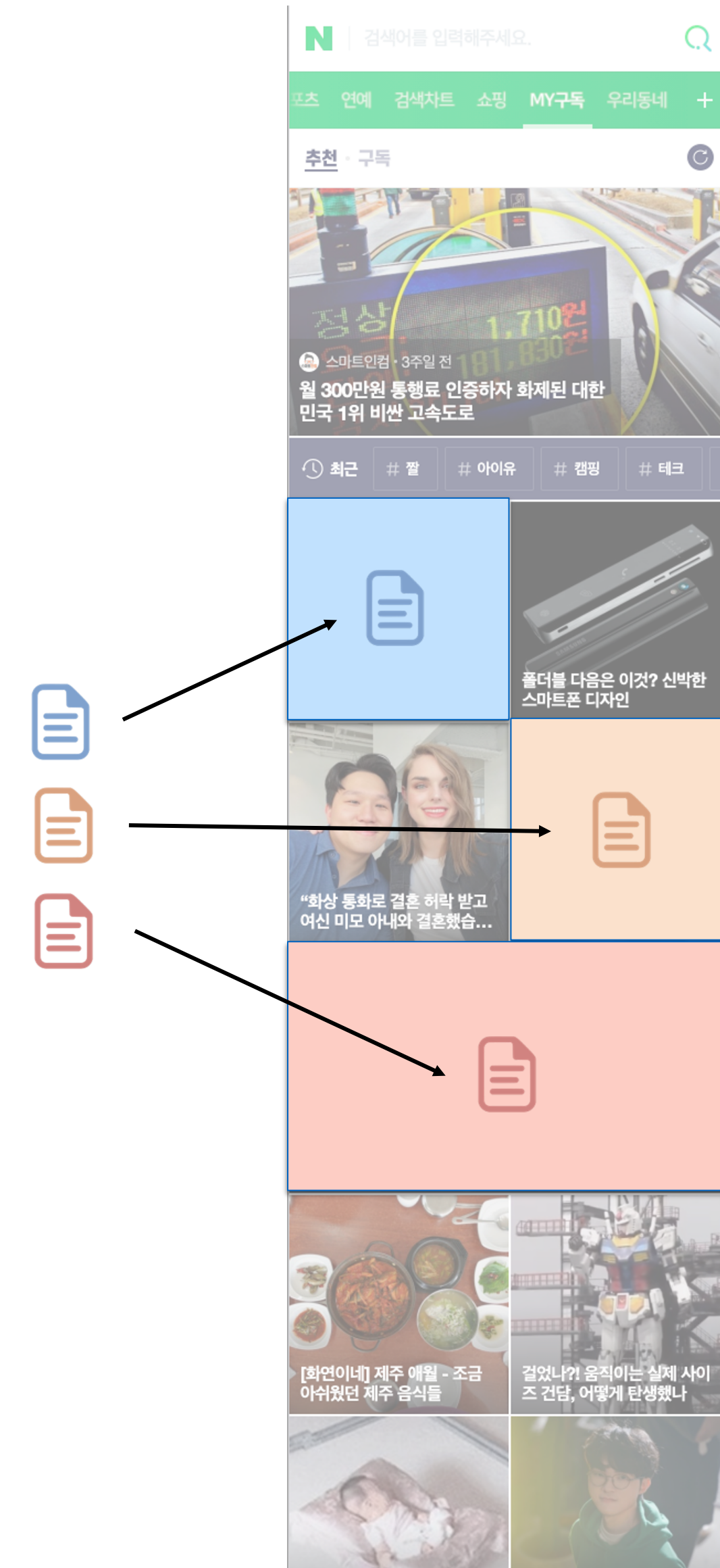
인기도 기반
필터링



"Best item" set
(수 천)



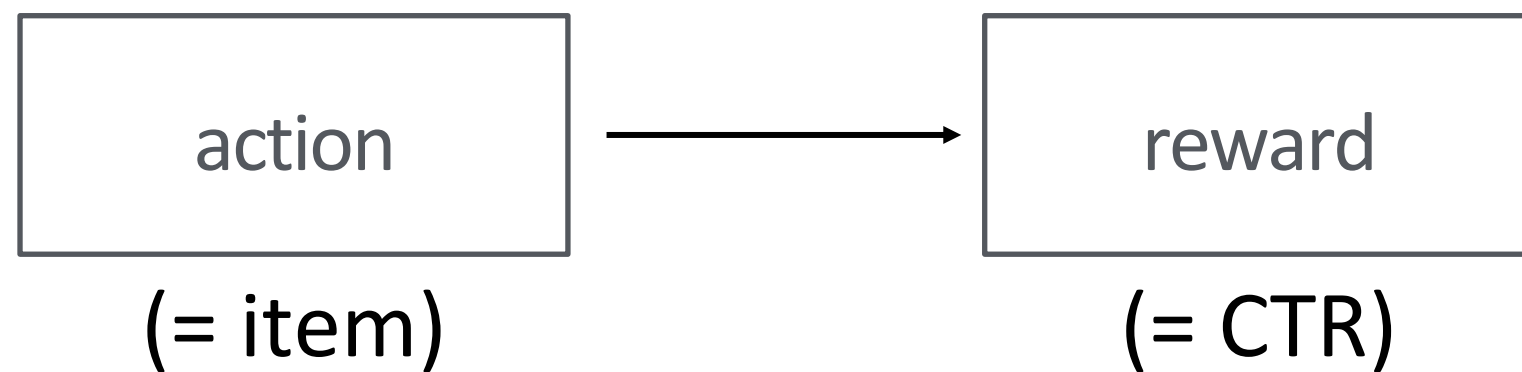
후보 생성
(bandit alg.)



Contextual Bandit

- 탐색(exploration)을 통해 각 action의 reward를 추정
- ϵ -greedy, UCB(upper confidence bound), Thompson sampling, ...
- 종합 CTR 추정 \rightarrow context(= user X item feature)에 따른 클릭 가능성 추정

Multi-armed Bandit
(Baseline)

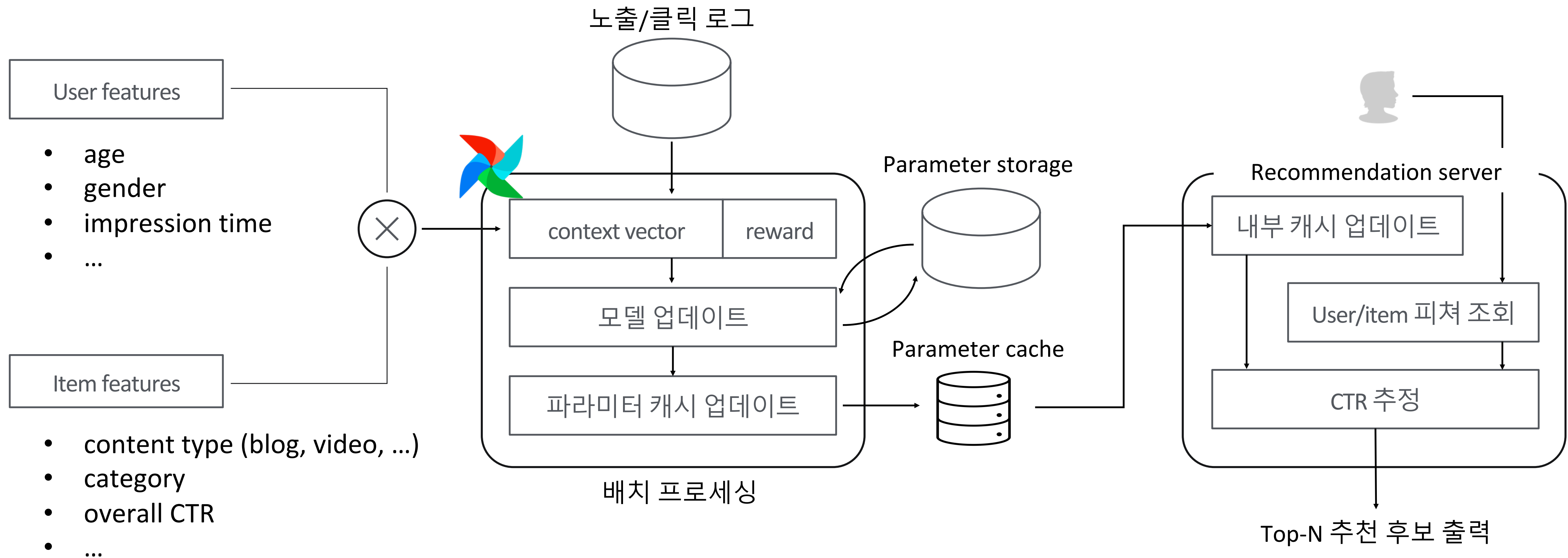


Contextual Bandit



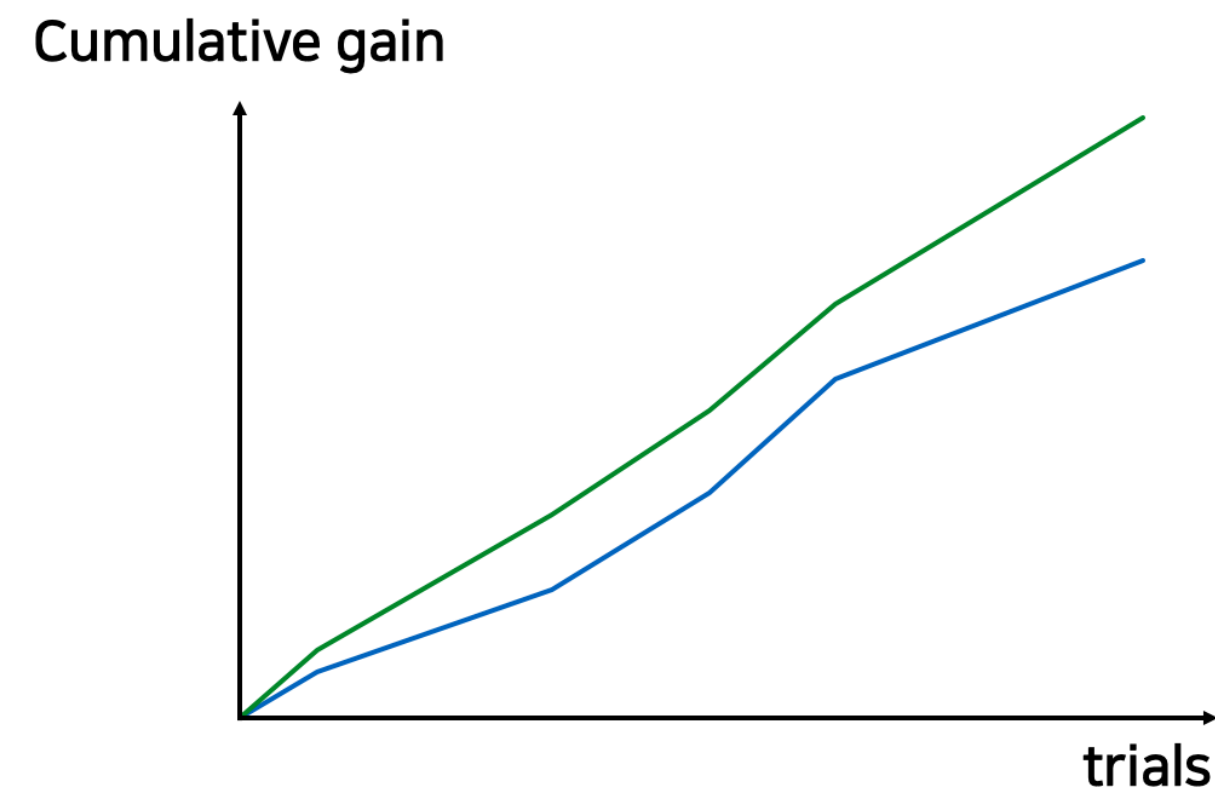
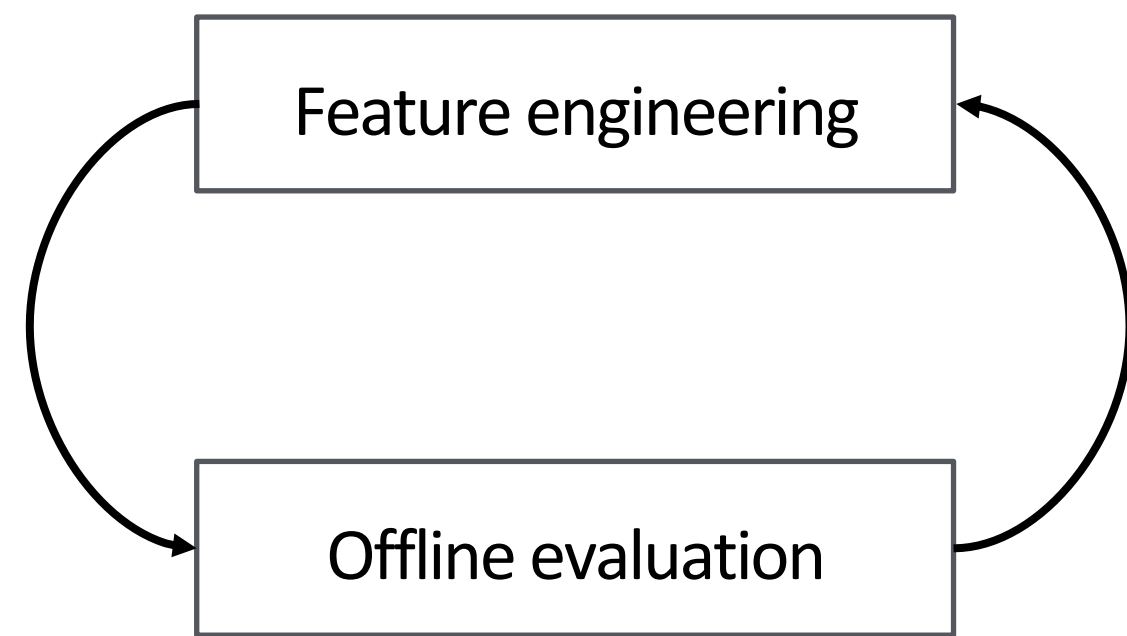
$$a_t = \arg \max_{a \in \mathcal{A}_t} \left(x_{t,a}^\top \hat{\theta}_a + \alpha \sqrt{x_{t,a}^\top A_a^{-1} x_{t,a}} \right)$$

Contextual Bandit – 파이프라인

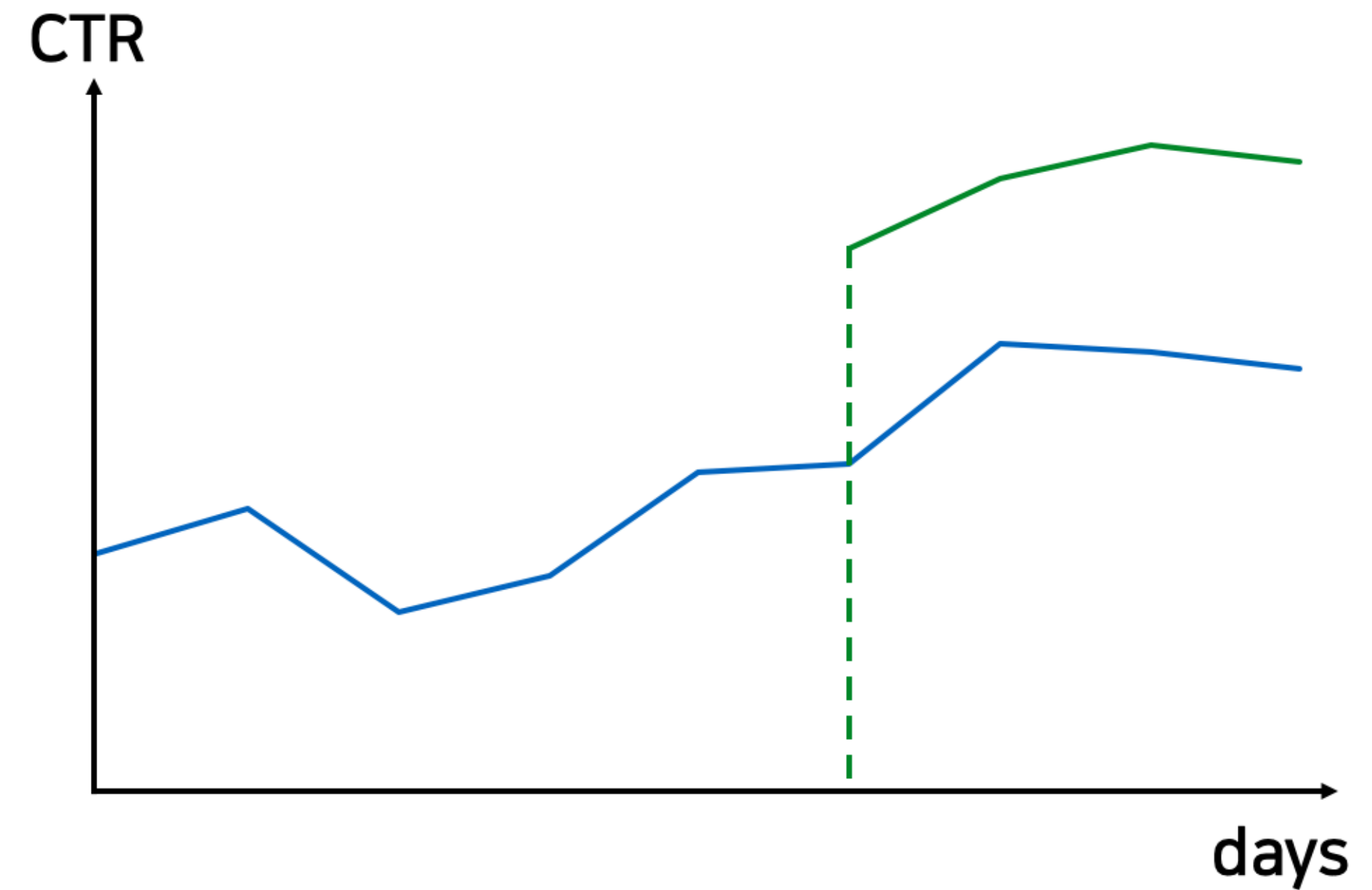
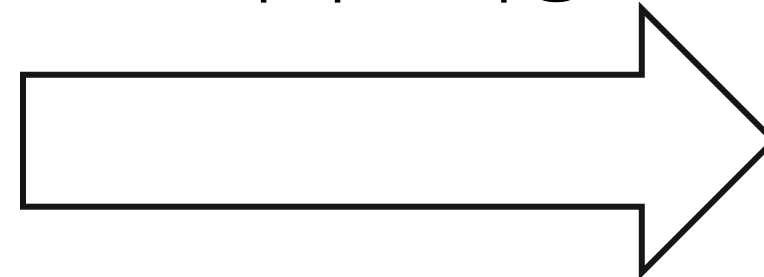


Contextual Bandit – 적용 결과

온라인 A/B 테스트 지표



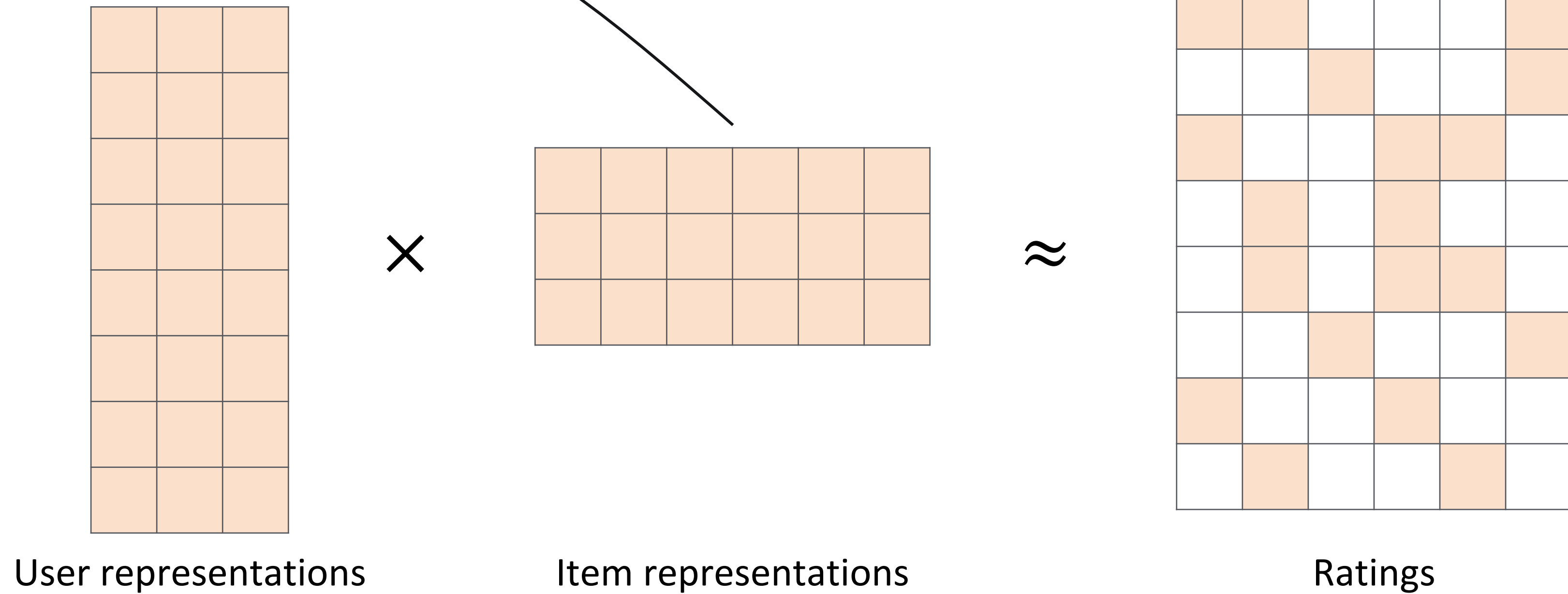
온라인 A/B 테스트 및 서비스 적용



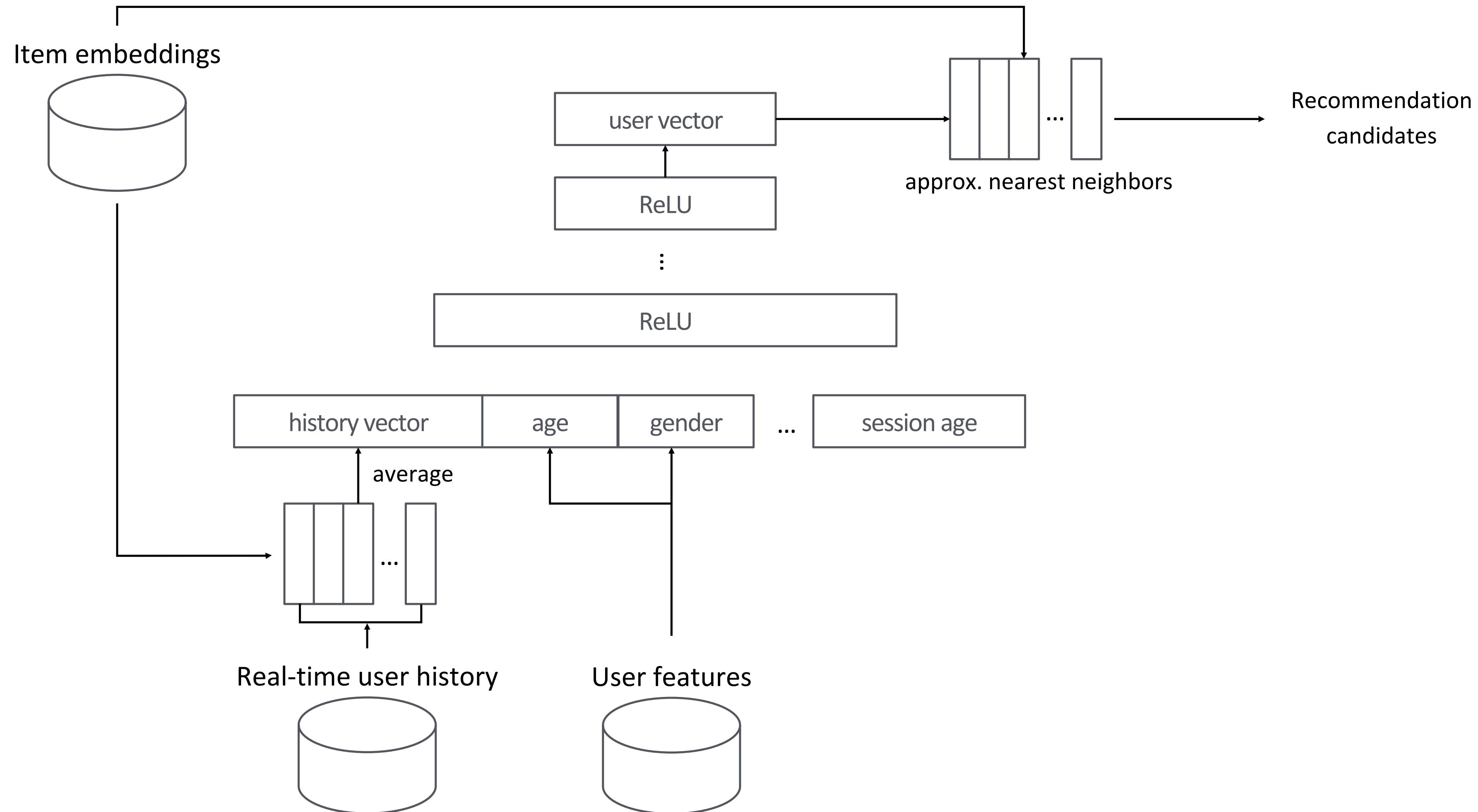
DNN Retriever – 배경



Matrix factorization 모델

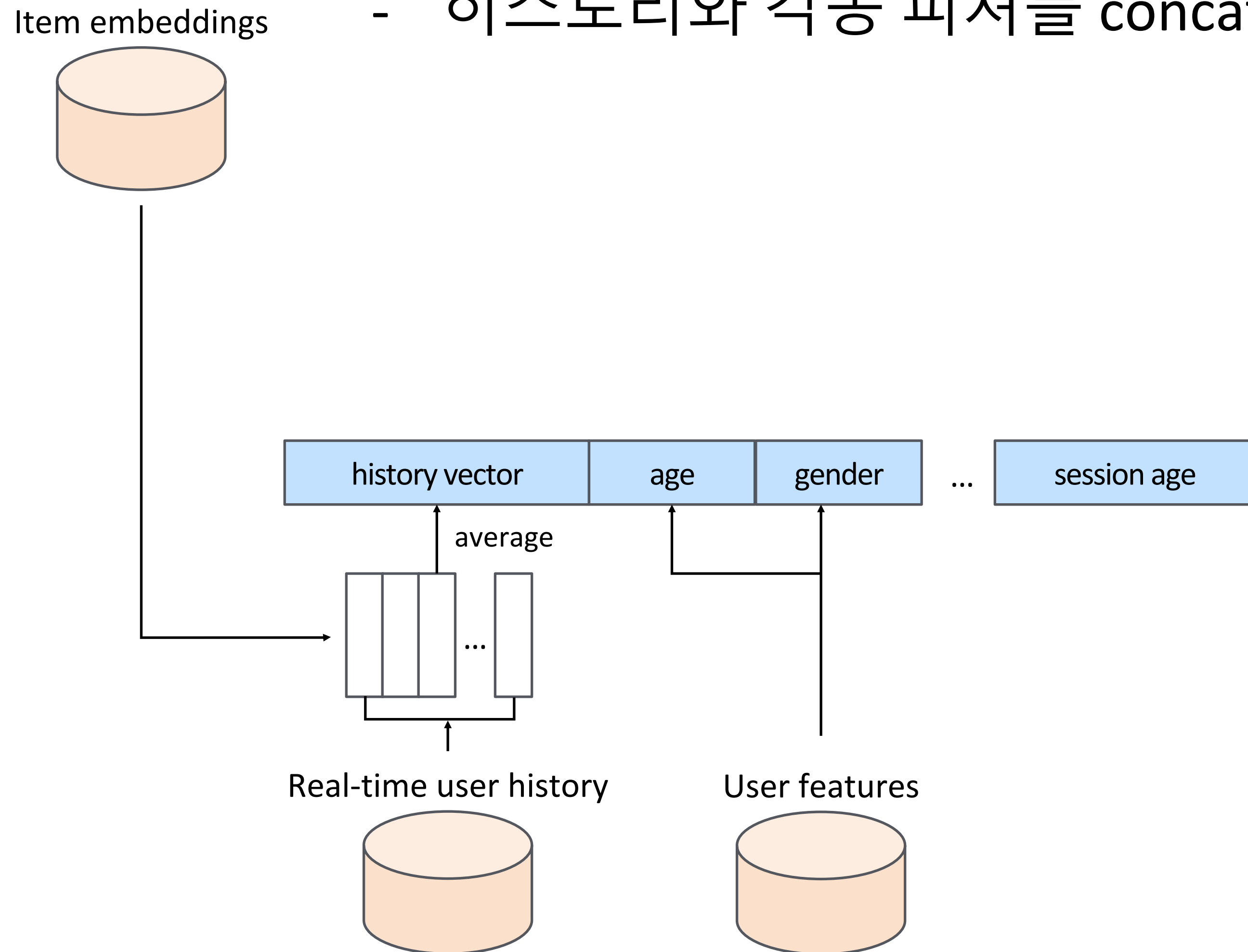


DNN Retriever - 구조



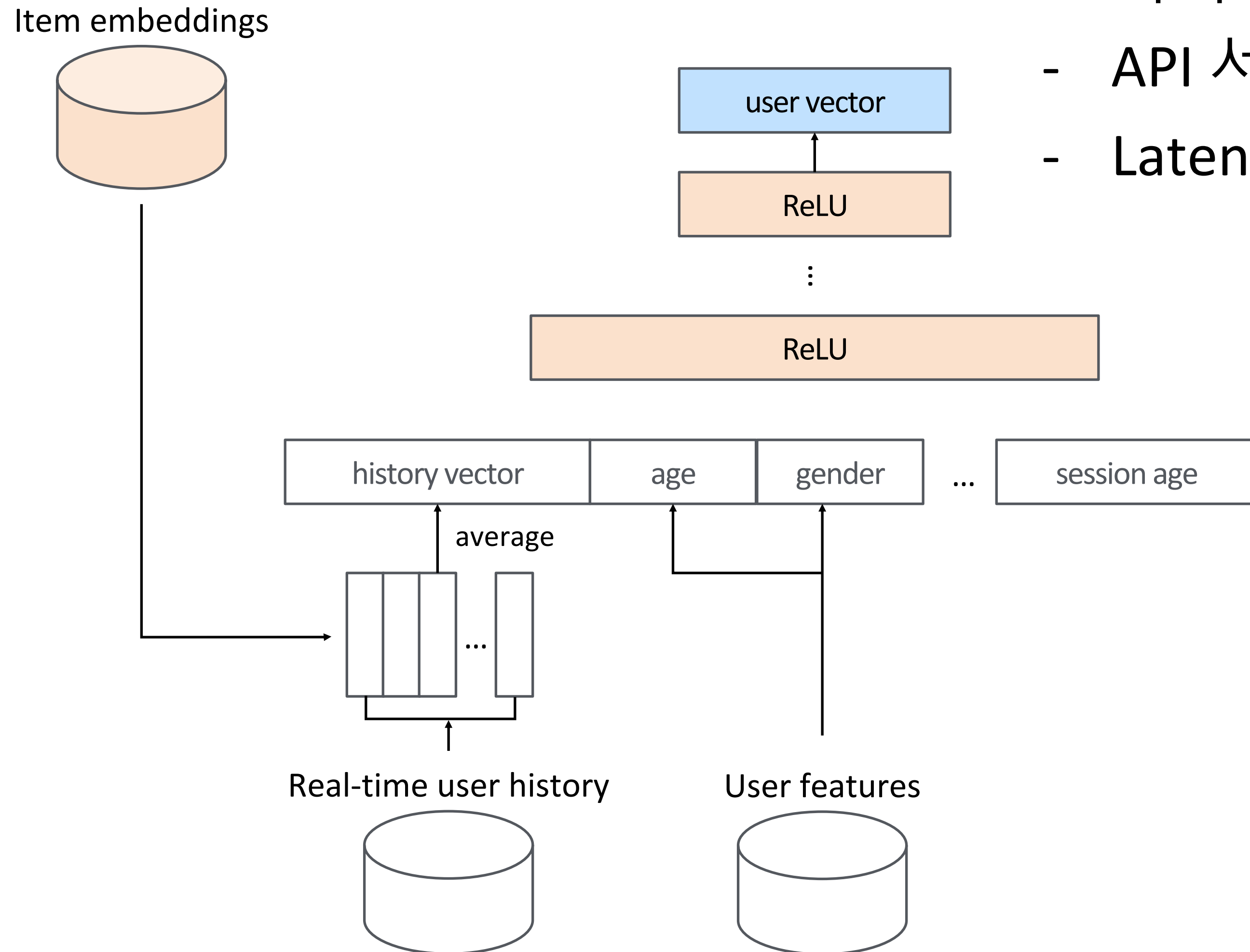
DNN Retriever – 모델 입력력

- 히스토리와 각종 피쳐를 concatenate하여 input vector 생성

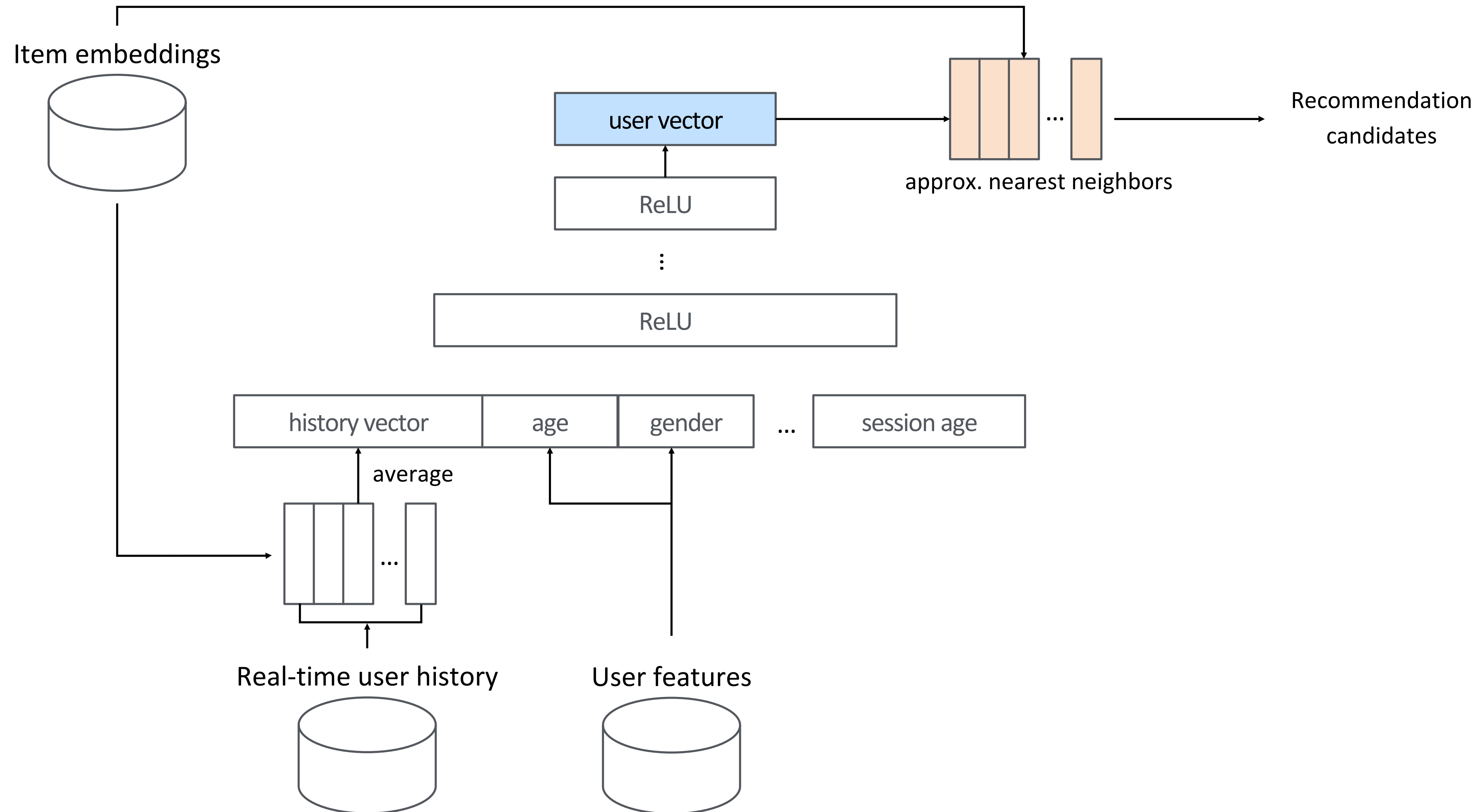


DNN Retriever – 유저 벡터 생성

- 파라미터 및 임베딩을 1시간마다 학습&갱신
- API 서버 내부에서 행렬 연산 (Eigen lib. 사용)
- Latency 최소화

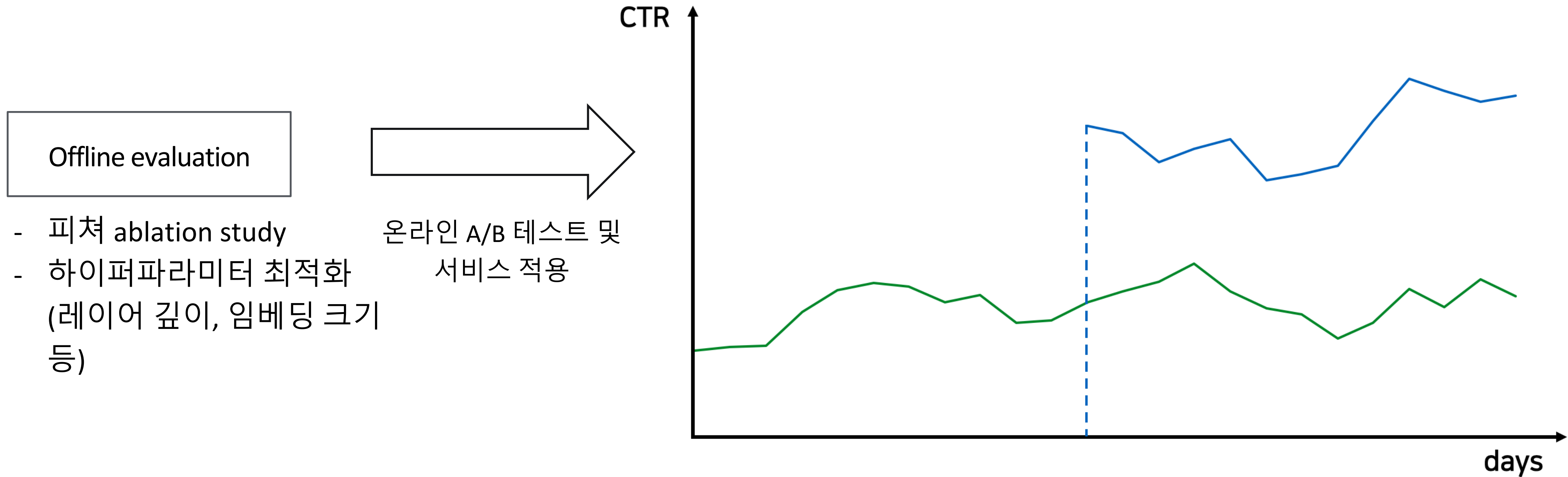


DNN Retriever – 후보 생성

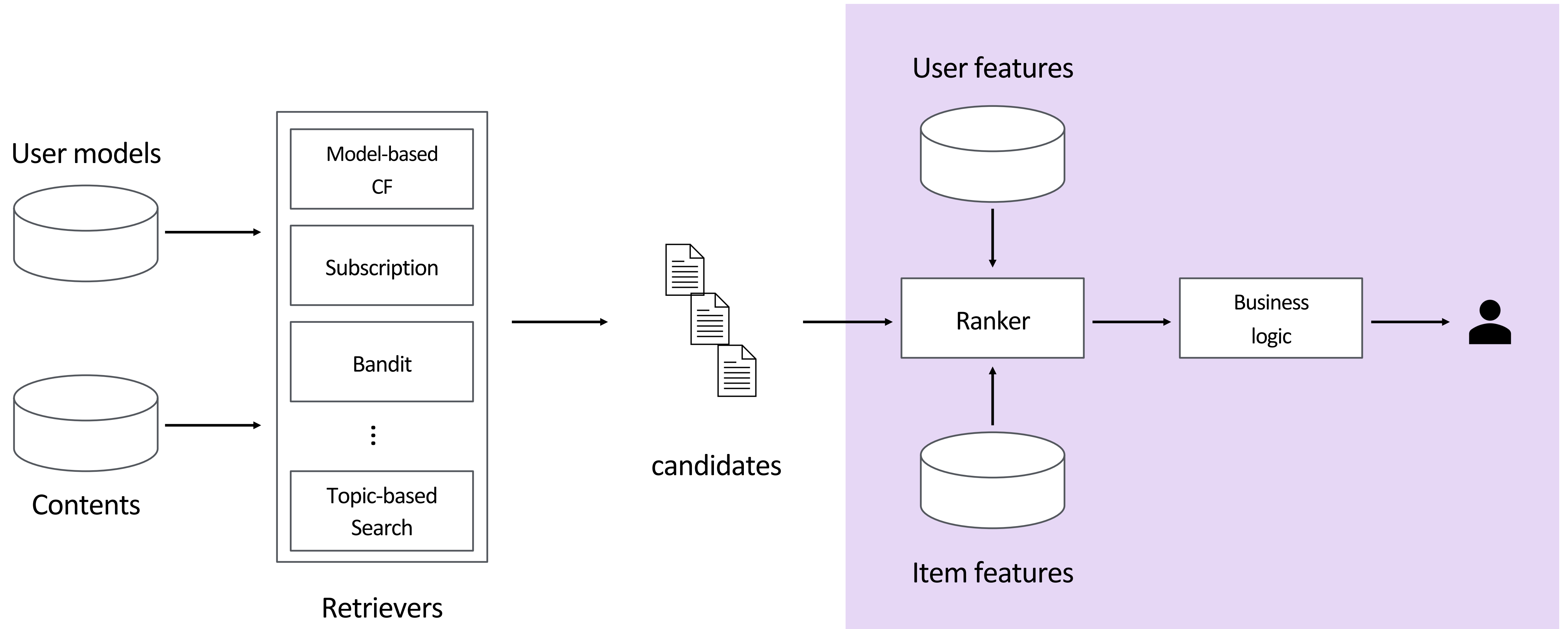


DNN Retriever – 적용 결과

온라인 A/B 테스트 지표

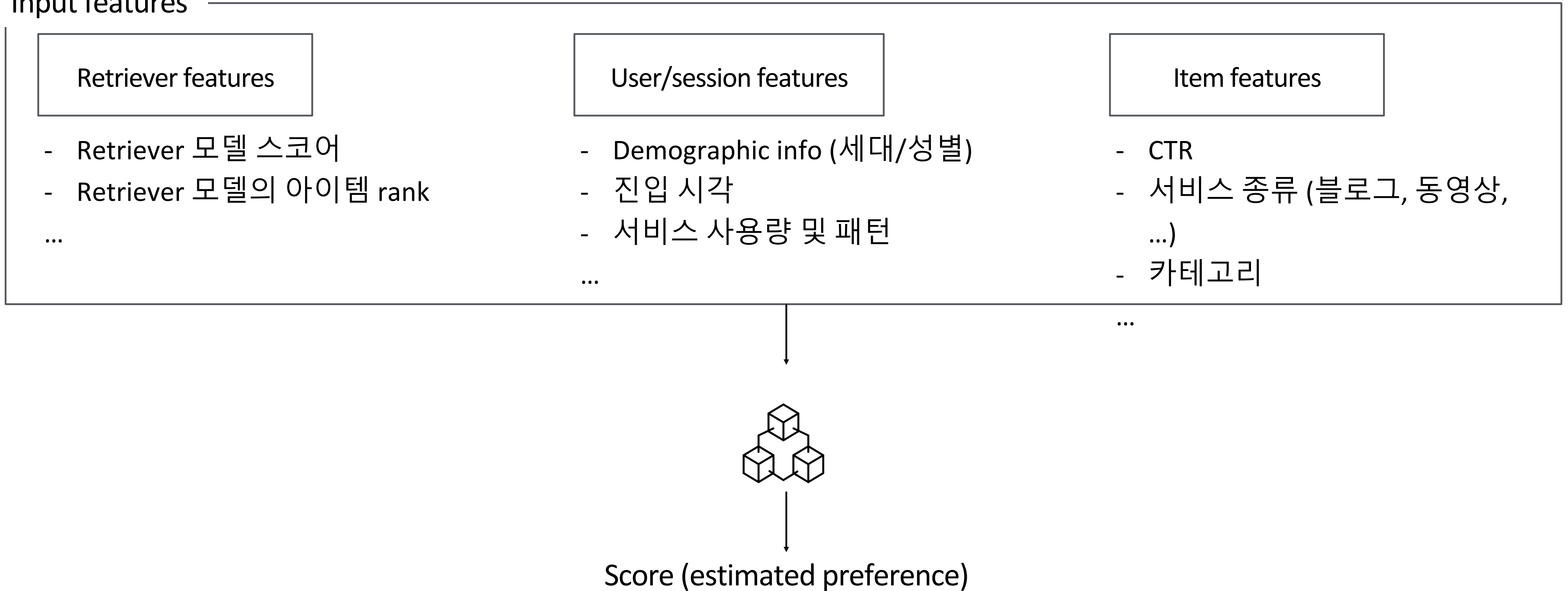


랭킹 및 후처리 과정



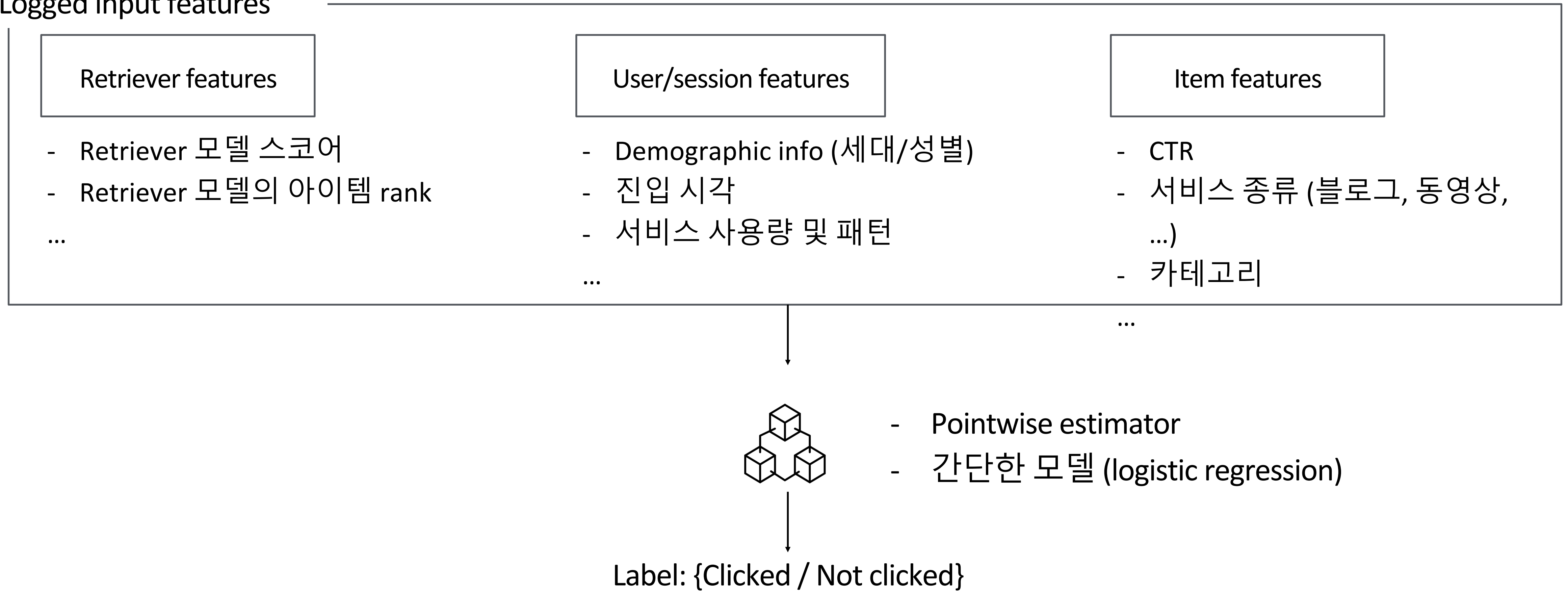
Learning to Rank

Input features

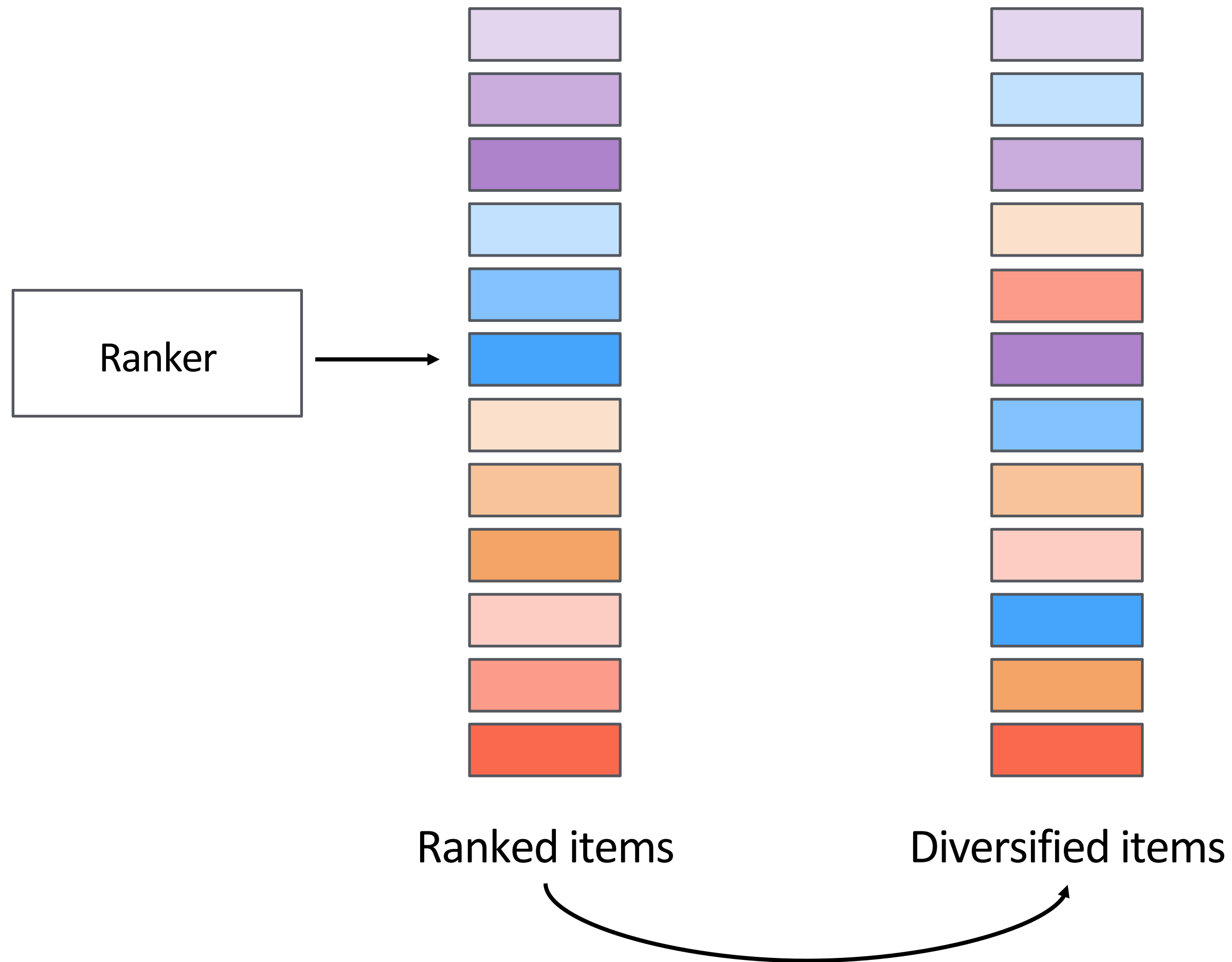


Learning to Rank

Logged input features



Diversification



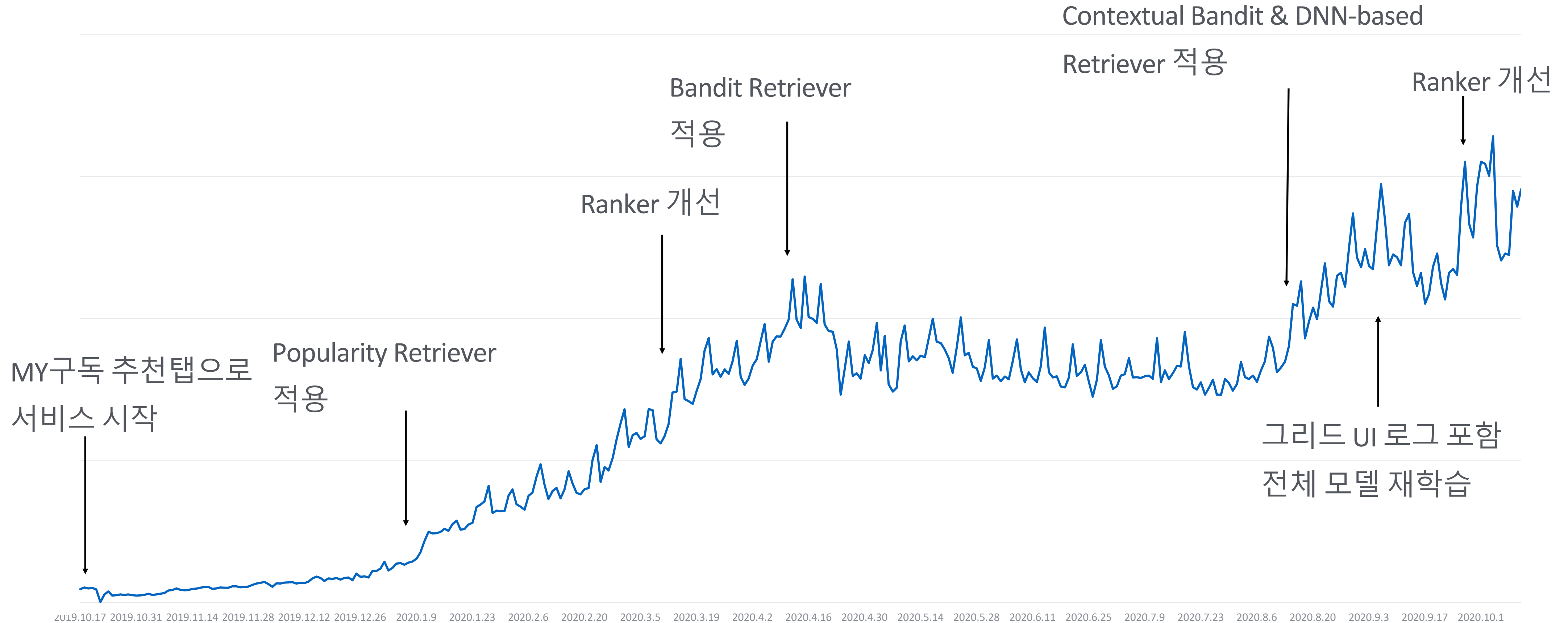
MMR(Maximal Marginal Relevance) 기반 다양화

- 채널 유사성
- 카테고리
- 콘텐츠 유사성

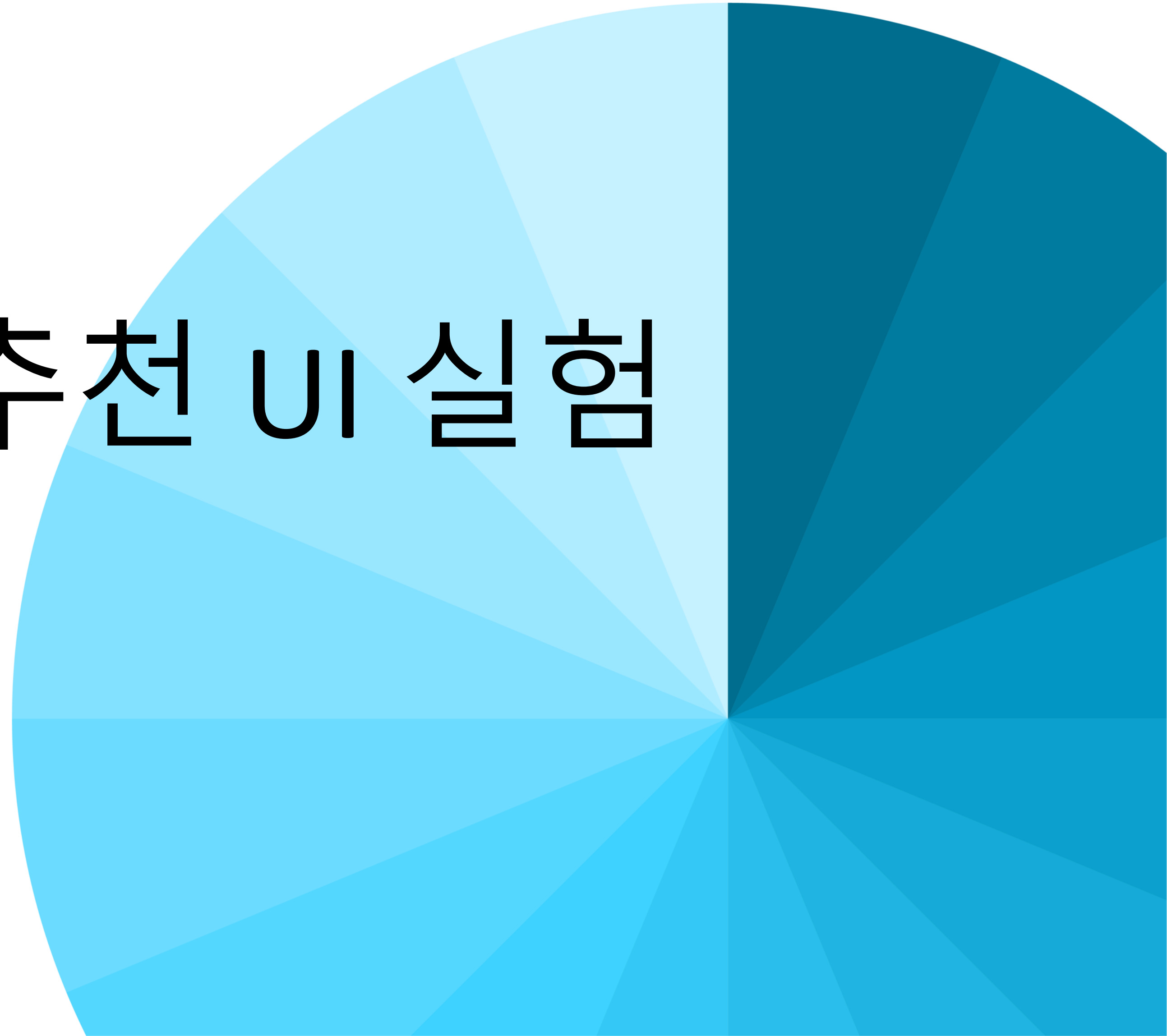
→ Ranker 점수에 페널티 부여 및 re-ranking

주요 개선 이후 지표 변화

뭐볼까 서비스 오픈 이후 문서 클릭수 지표 추이

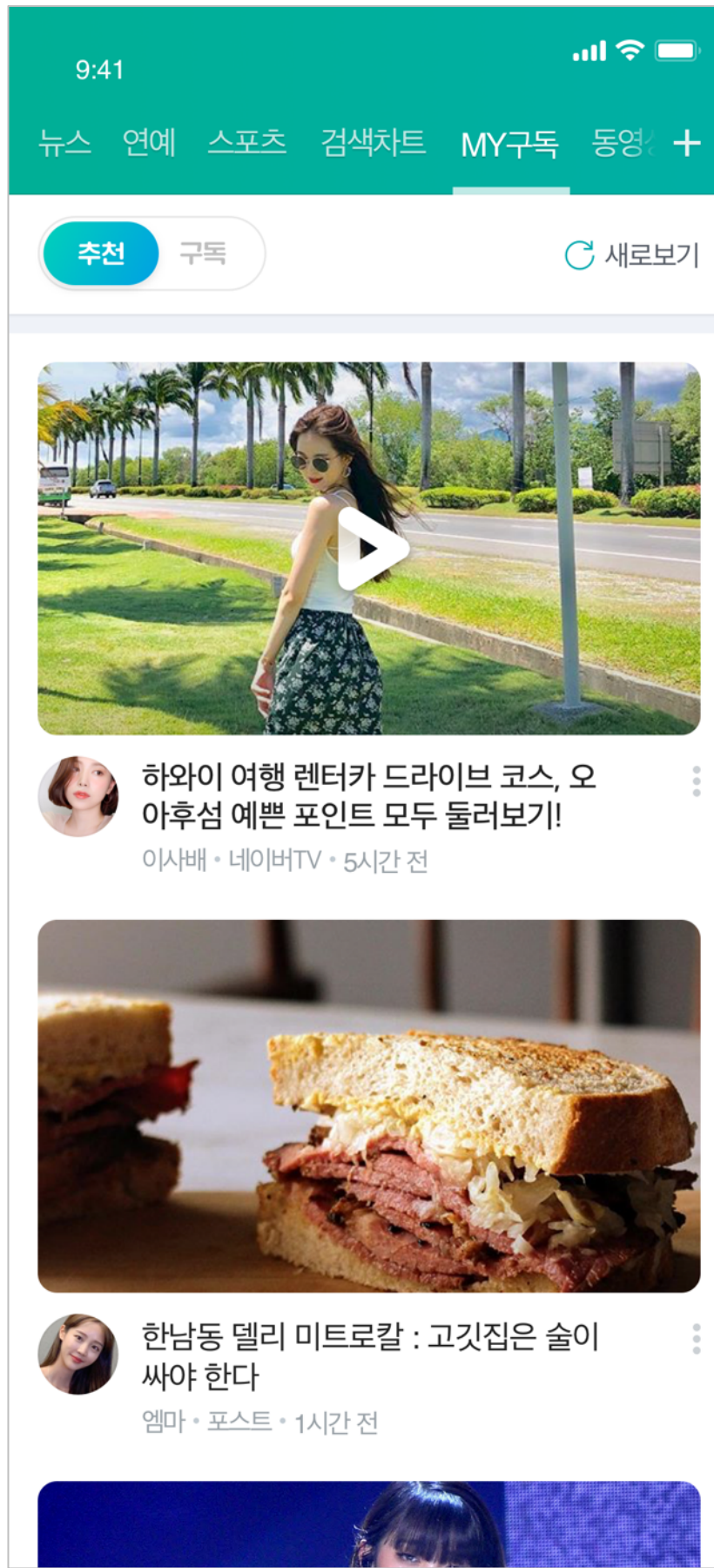


4. 새로운 추천 UI 실험



피드형 UI에서 그리드형 UI로 변화

뭐볼까 콘텐츠 추천에 적합한 최적의 UI는 뭘까?
(블로그/포스트/동영상 추천에 적합한 UI는?)



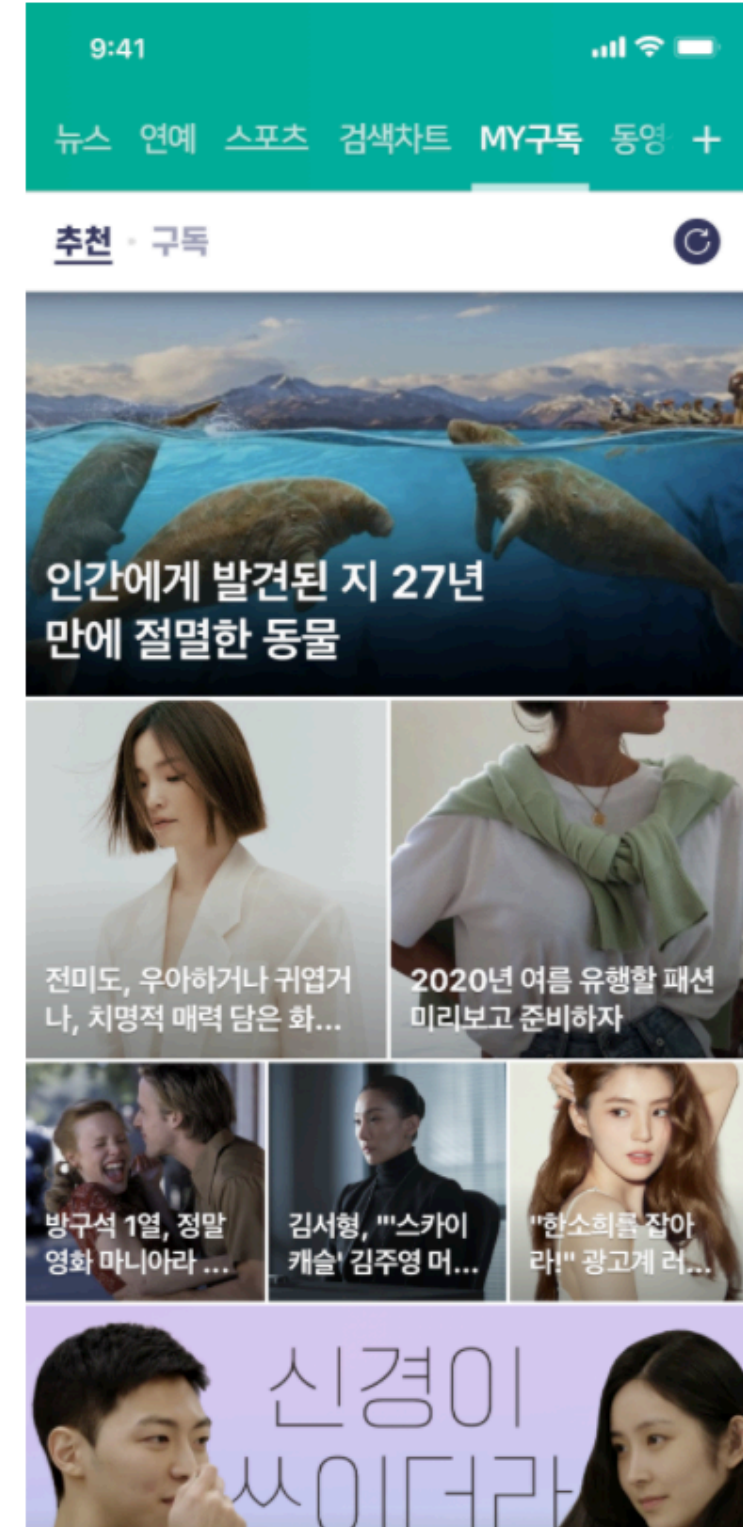
피드형 UI
(기존 UI)



그리드-9 타입
(2020/06 개편)



2-3-1 타입



1-2-3-1 타입



1-2-2 타입
(현재 UI)

그리드형 UI - 제목의 중요성

UI 차이점

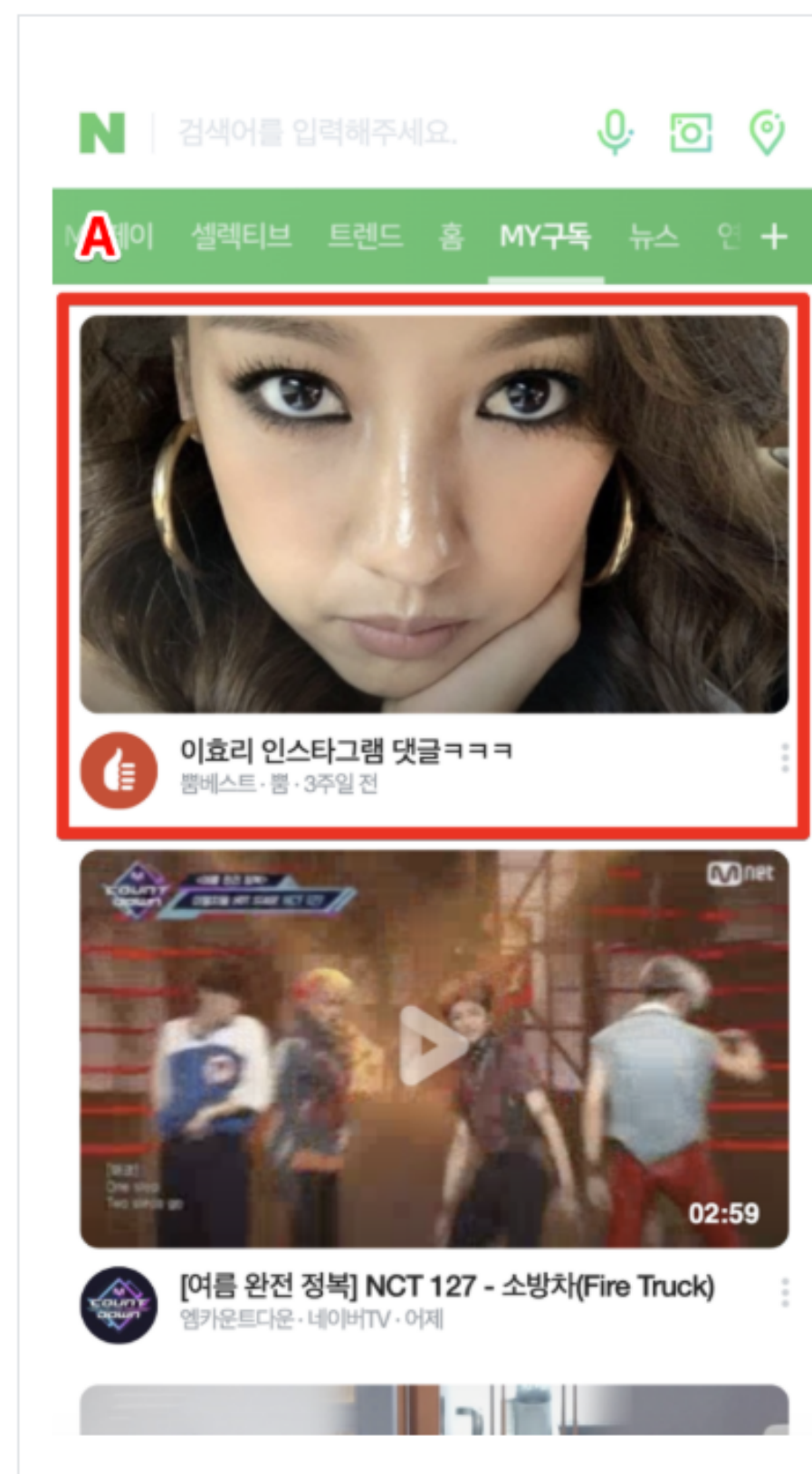
- 썸네일 크기 A:B=6:1
- B의 제목 노출 1줄로 제한

A/B 테스트 결과

- 썸네일 크기 감소로 CTR 하락은 예상된 결과
- 그러나, 동일 문서에 대한 CTR이 1/10 ~ 1/20 수준으로 과도하게 감소
- 전체 클릭 수 역시 절대 감소

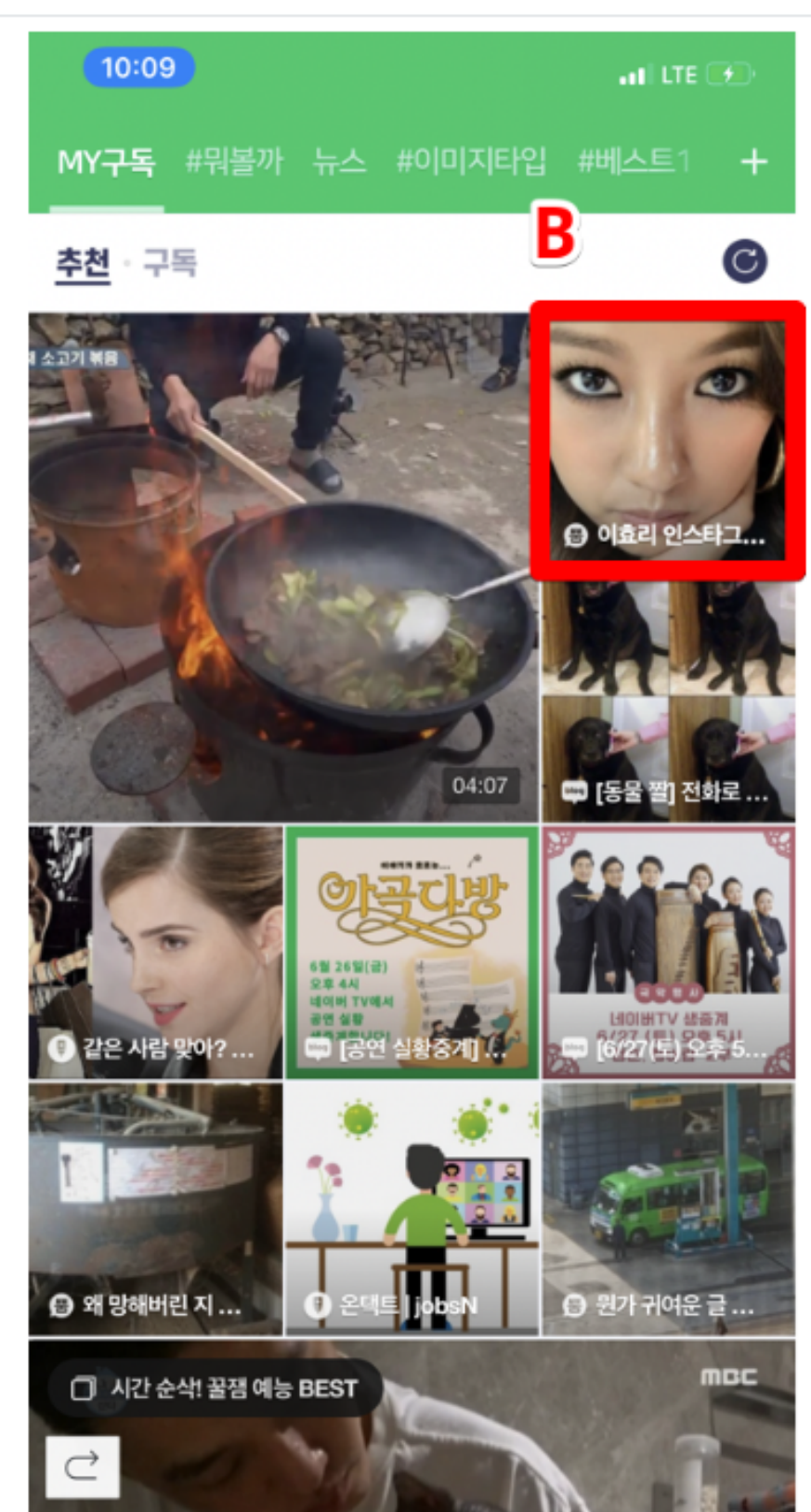
뭐볼까 콘텐츠 특성

- 순수 이미지가 아닌, 이미지와 함께 제목과 본문이 존재하는 문서
- 제목이 생략되면, 내용 예측이 어려움
- ➔ 제목 2줄 노출



A (피드형UI)

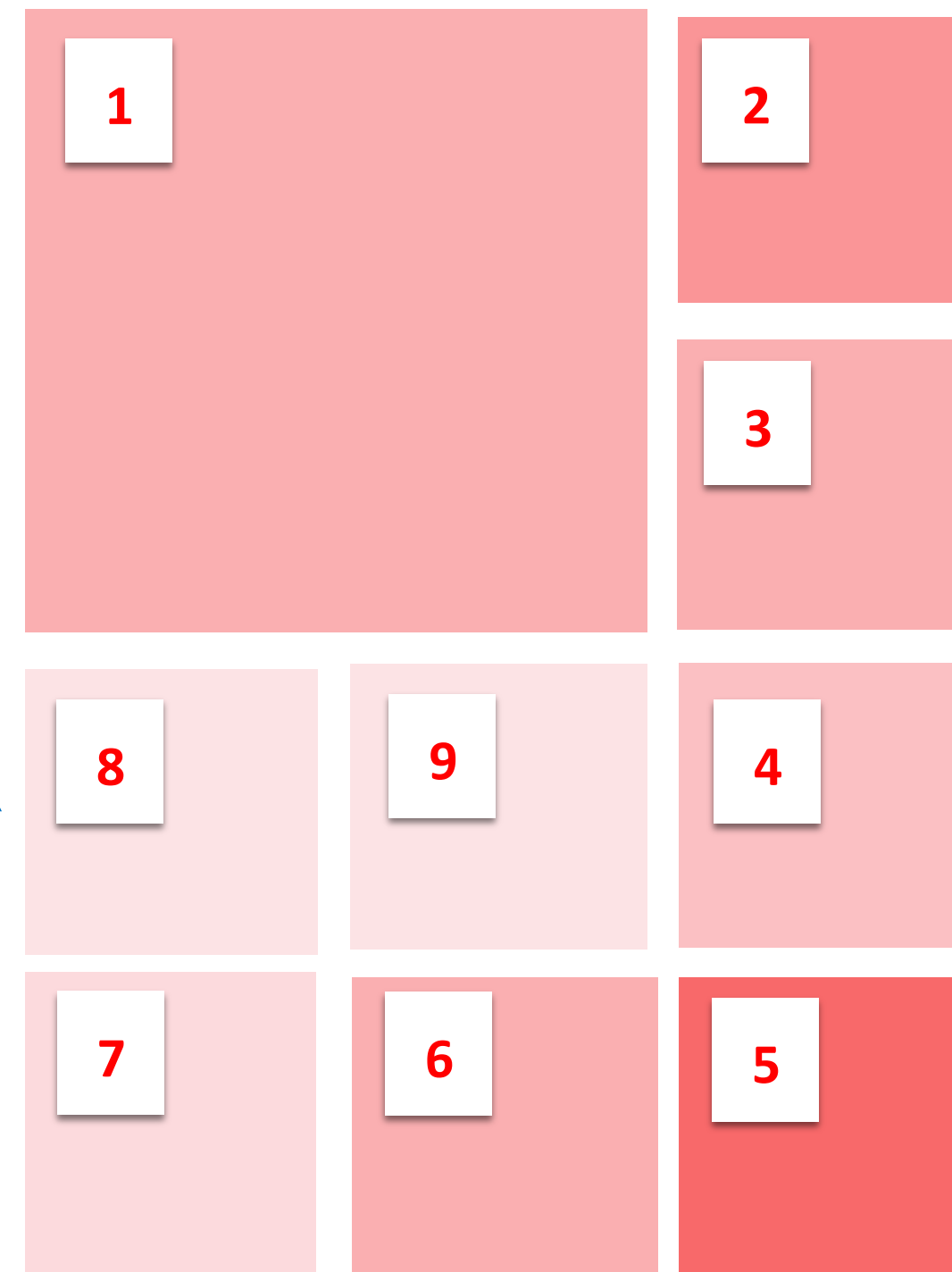
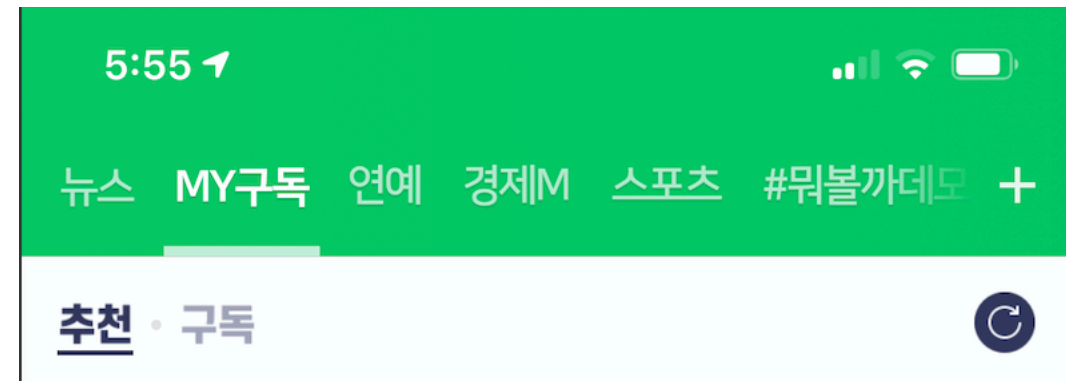
노출위치	CTR
1	High
2	Medium
3	Low
4	Very Low



B (그리드형UI)

노출위치	CTR
1	None
2	Very Low
3	None
4	None

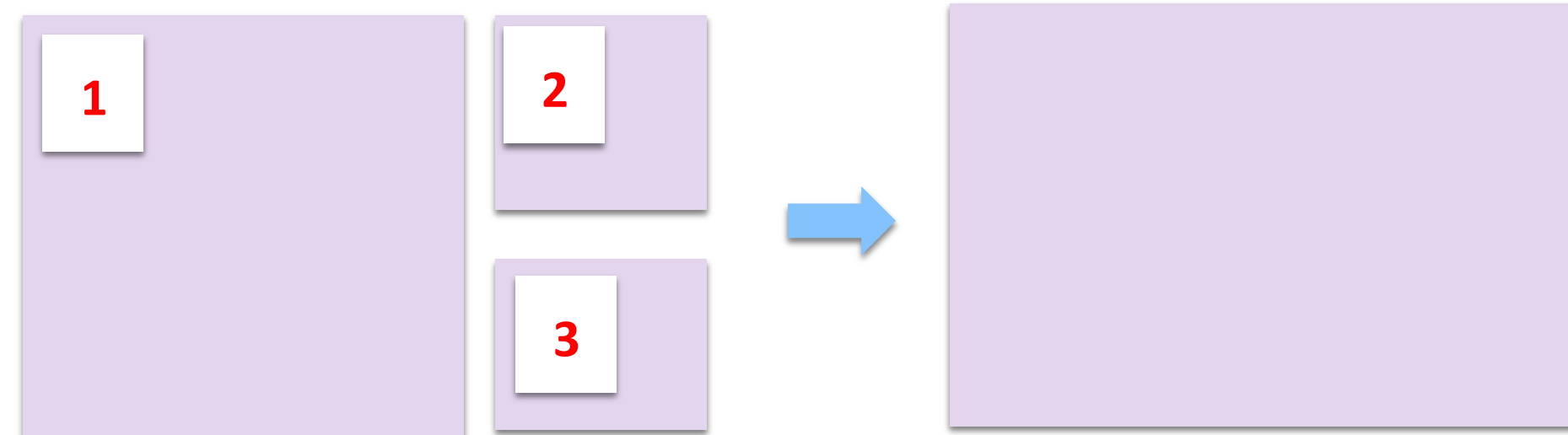
그리드형 UI - 노출 위치별 CTR 분석



CTR 감소 방향

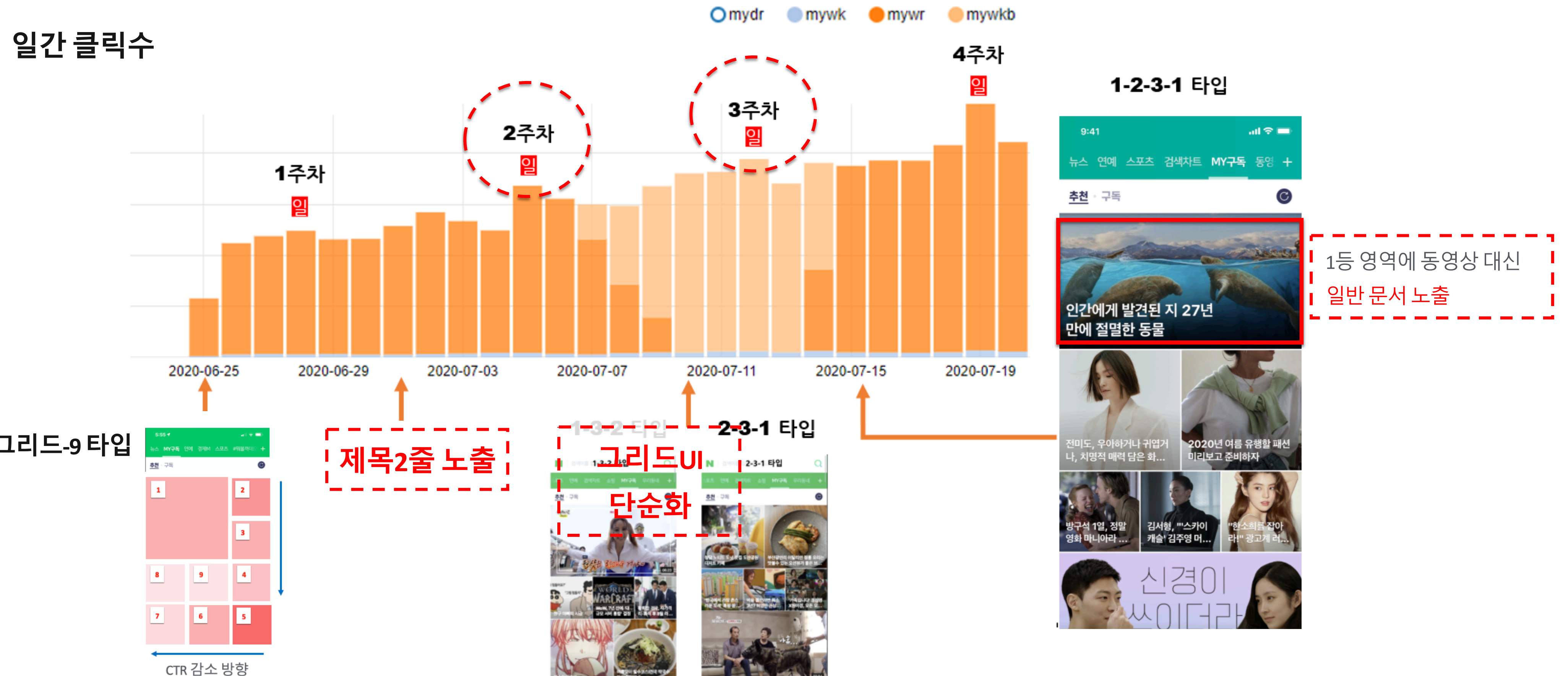
노출 위치별 CTR 분석

- 일반적으로 상하, 좌우 단일 방향으로 CTR이 감소
- 그러나, 그리드형 UI는 CTR이 여러 방향으로 불규칙하게 감소
- 시선의 방향이 너무 복잡하게 진행되는 것은 아닌가?
- 그리드 UI 단순화 필요



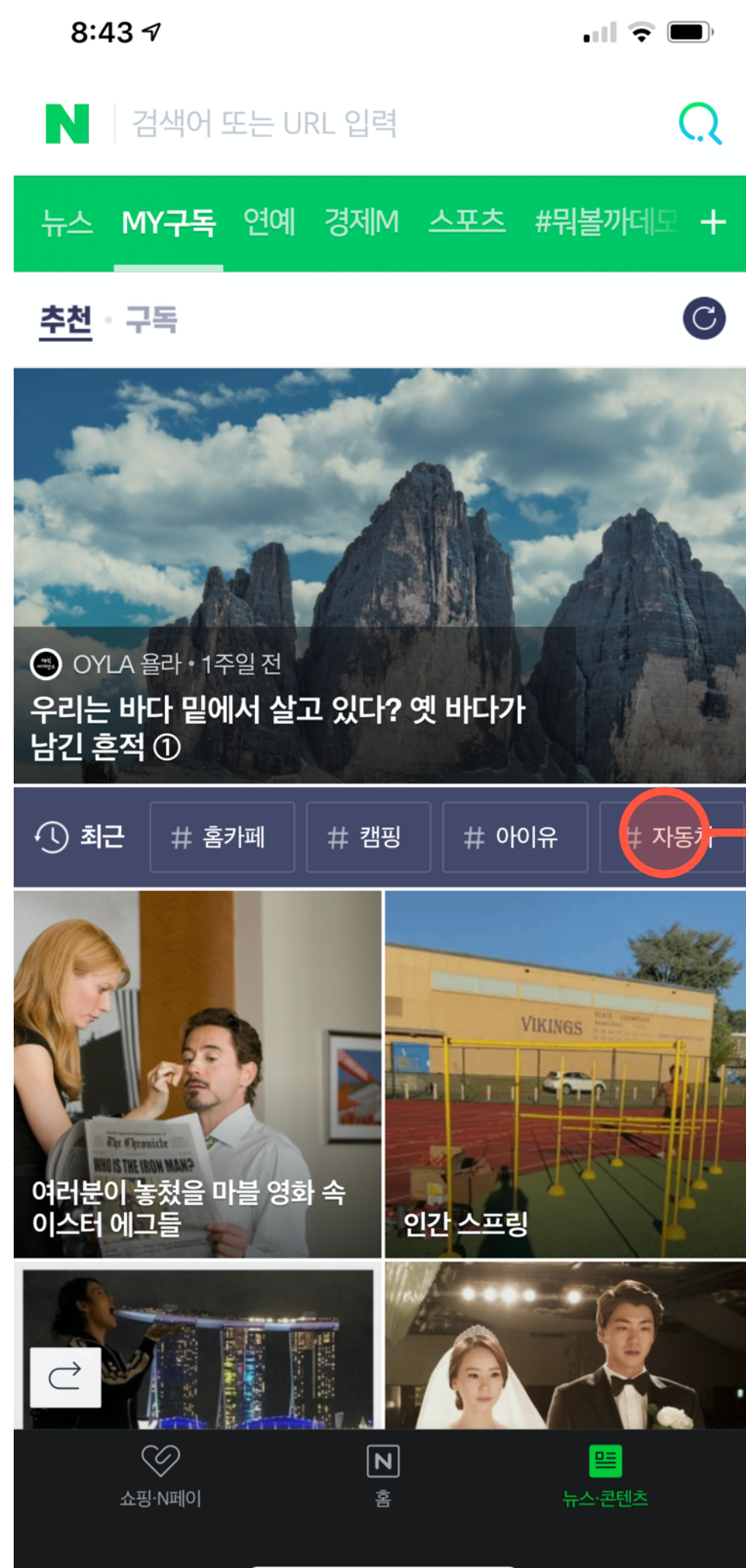
그리드형 UI - 실험 결과

그리드형 UI에 여러 변화를 주어가며, 뭘볼까에 맞는 최적의 UI 선택

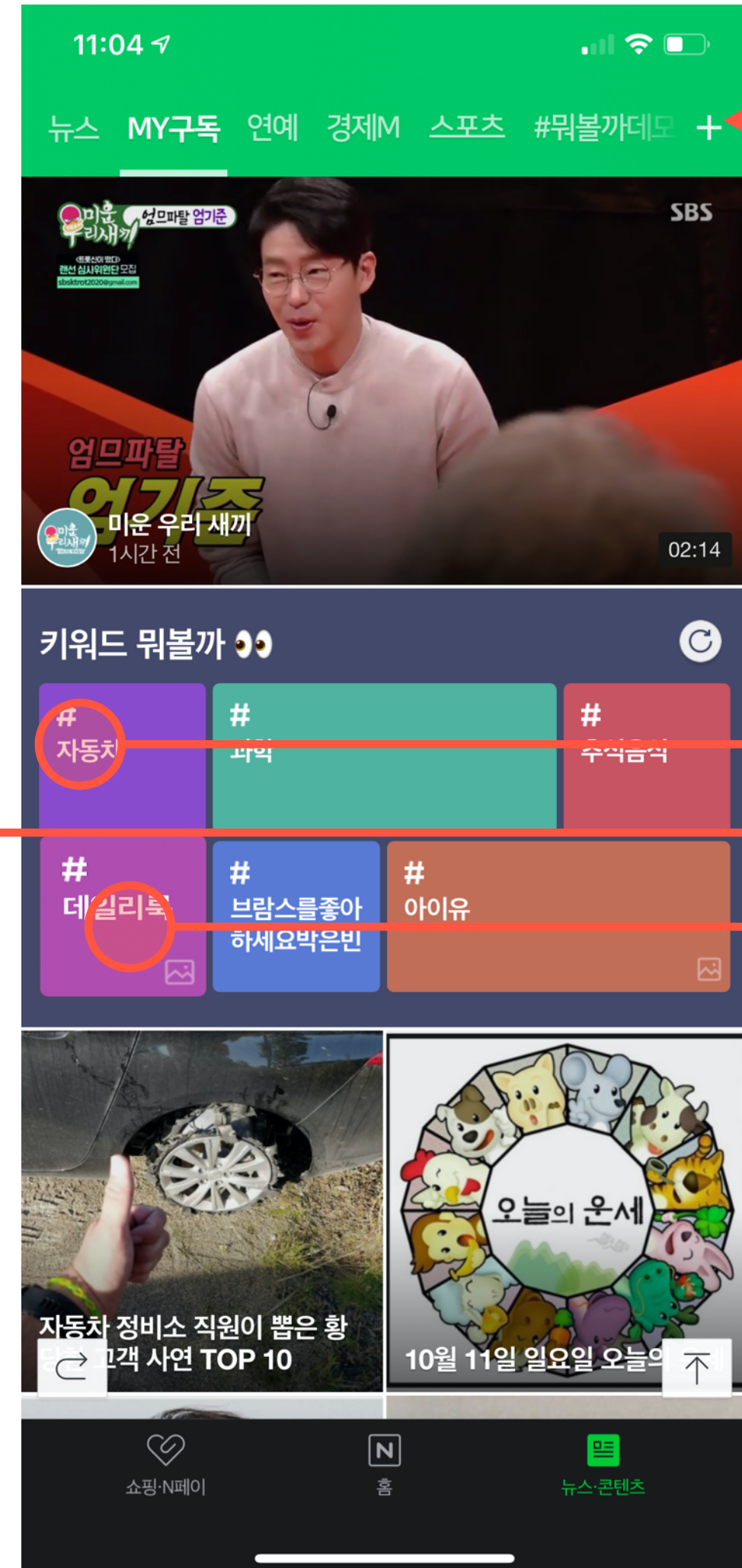


신규 추천 컴포넌트 - 키워드/이미지 모달

최근 방문 키워드

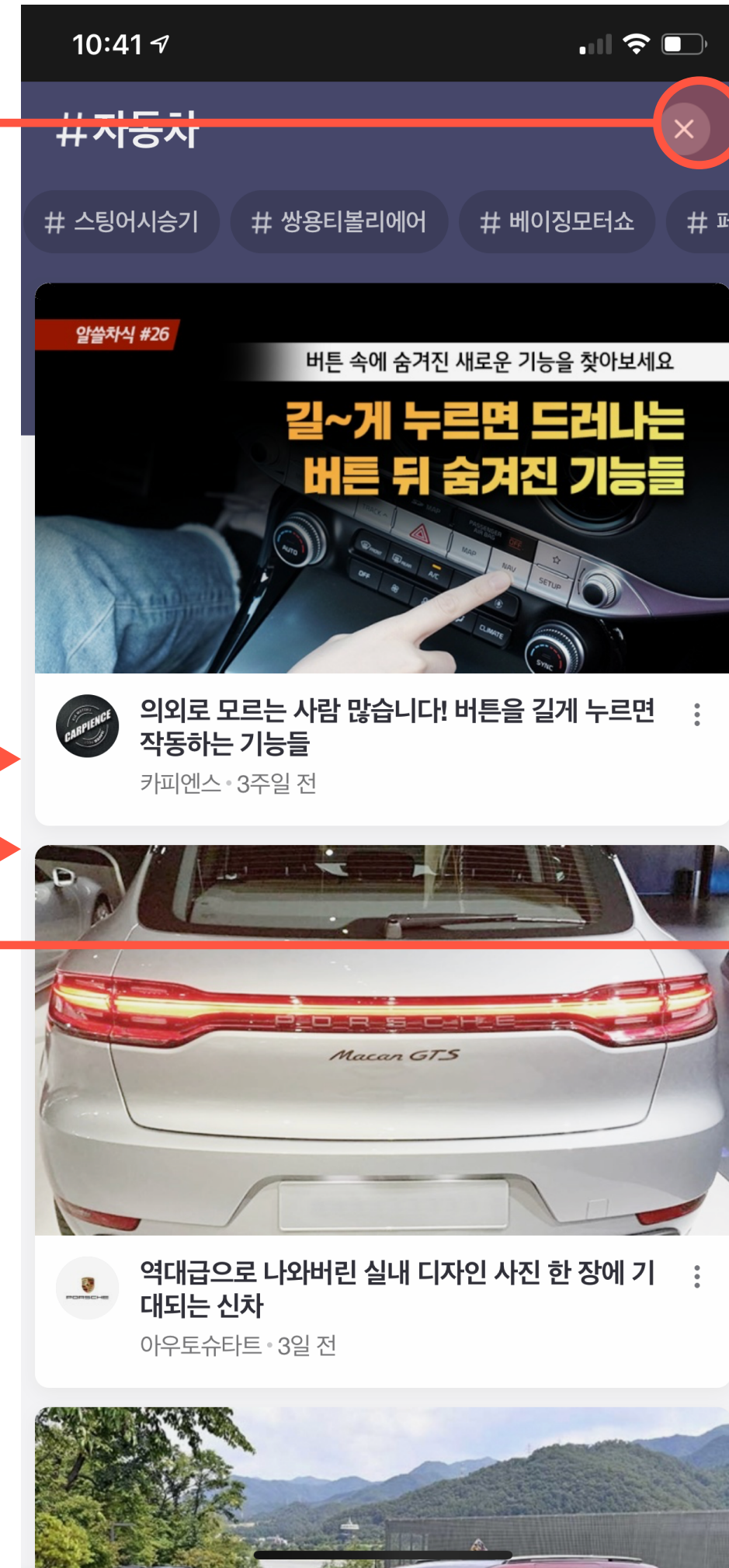


관심 키워드 추천



키워드 모달

- Narrow Down 탐색



이미지 모달



5. 마치며

정리하면...

네이버에서 뭐볼까? 라는 고민에서 출발하여,
네이버의 다양한 콘텐츠를 한 곳에서 볼 수 있는 뭐볼까 서비스

뭐볼까 추천 콘텐츠의 가공과 정제를 위한
주제 분류기, 이미지 분류기, CMS 관리도구

뭐볼까 전체 추천 시스템의 구조와 더불어
Contextual Bandit, DNN Retriever 주요 추천 모델
최종 랭킹을 위한 Learning To Rank

뭐볼까 서비스 컨셉과 콘텐츠 특성에 맞는
그리드형 UI 도입을 위한 시행 착오들과 개선점


오늘도, 뭐볼까 추천은 진화 중

Thanks To AiRS 뭐볼까 Project Members





JOIN US



Q & A



Thank You