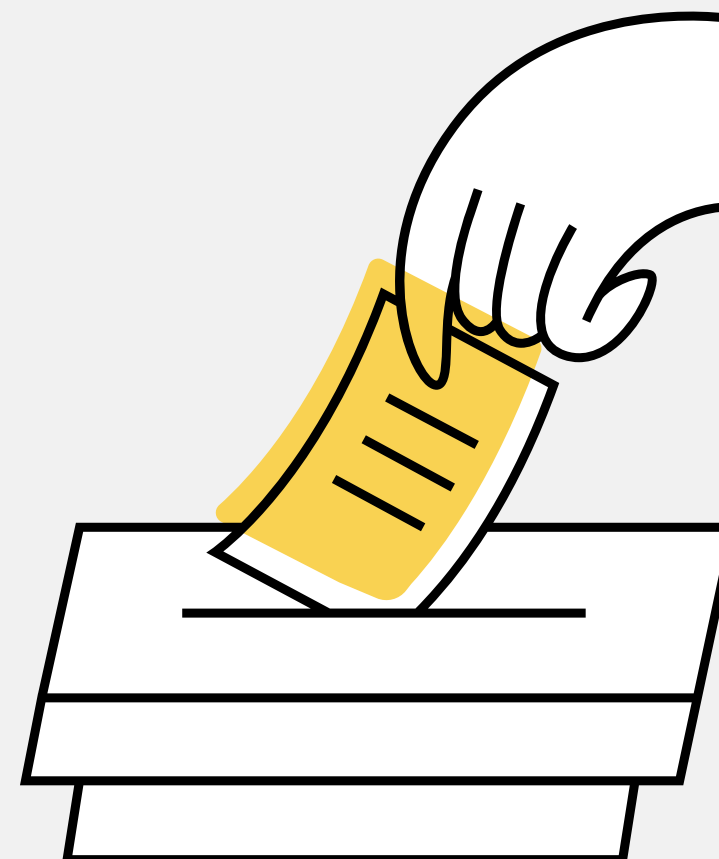


PROJECT

로그 분석을 통한 이탈 방지 방안

중고등학생 전용 익명 투표 앱



CONTENT

01 | 프로젝트 개요

- 분석배경
- 분석목표 및 방법
- 데이터 소개

02 | 데이터 탐색 EDA

- 전체 기간 탐색
- 유저의 총 접속일 수 분석
- 로그 데이터 기반 유저 분류
- 라이트 유저 행동 분석
- 미들, 헤비 유저 행동 분석
- 전체 그룹 행동 분석

03 | 핵심 타겟 선정 및 기대 효과

- 친구 추가 이벤트 키 횡수 비교
- 그룹별 결제 비율

04 | 마케팅 실행 전략

- 핵심 타겟 선정 및 기대 효과
- 투표 진입 튜토리얼
- 정기 및 가입 초기 이벤트
- 질문 추천 서비스

I | 프로젝트 개요

01. 분석 배경



핵심 KEY POINTS

- 1 미국의 익명칭찬어플 'G' 앱
학생들의 SNS를 통해 많은 유저 확보
- 2 국내의 유사한 마케팅 방식
단기간 내에 많은 유저 확보
- 3 이후 빠르게 감소하는 유저수
유저의 이탈률 급증

분석 배경 타임라인

익명 칭찬 투표 어플 등장

2017년 미국에서 익명 투표 어플
'T'앱 등장과 동시에 인기 급증

각국에서 유사한 어플 등장

'T'앱의 창업자가 만든 'G'앱을
벤치마킹한 유사 어플
전세계적으로 출시

국내 칭찬어플 단시간 급상승

런칭 2개월만에 전체 중고등학생
1/3가입, 한국 앱스토어 1위 달성

이후 유저 수, 사용량 급감소

급상승 이후 급감소하는
사용량 및 방문자 수

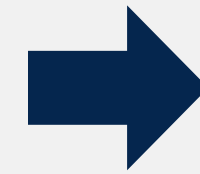
02. 분석 목표 및 방법

분석 목표

유저 이탈 감소
및 유저 확보



단기 사용 유저에서
장기 사용 유저로 전환



질문 투표 활성화를 통한
선순환 구조 구축

분석 방법

데이터 탐색



유저 로그 분석



핵심 인사이트 도출



개선 방안 제시

가입자 추이
및 패턴 분석

유저 세그먼트 기반
로그 데이터 분석

이탈 요인 파악
및 마케팅 대상 선정

개선 방안 제안
및 기능 구현

03. 데이터 소개

데이터 소개

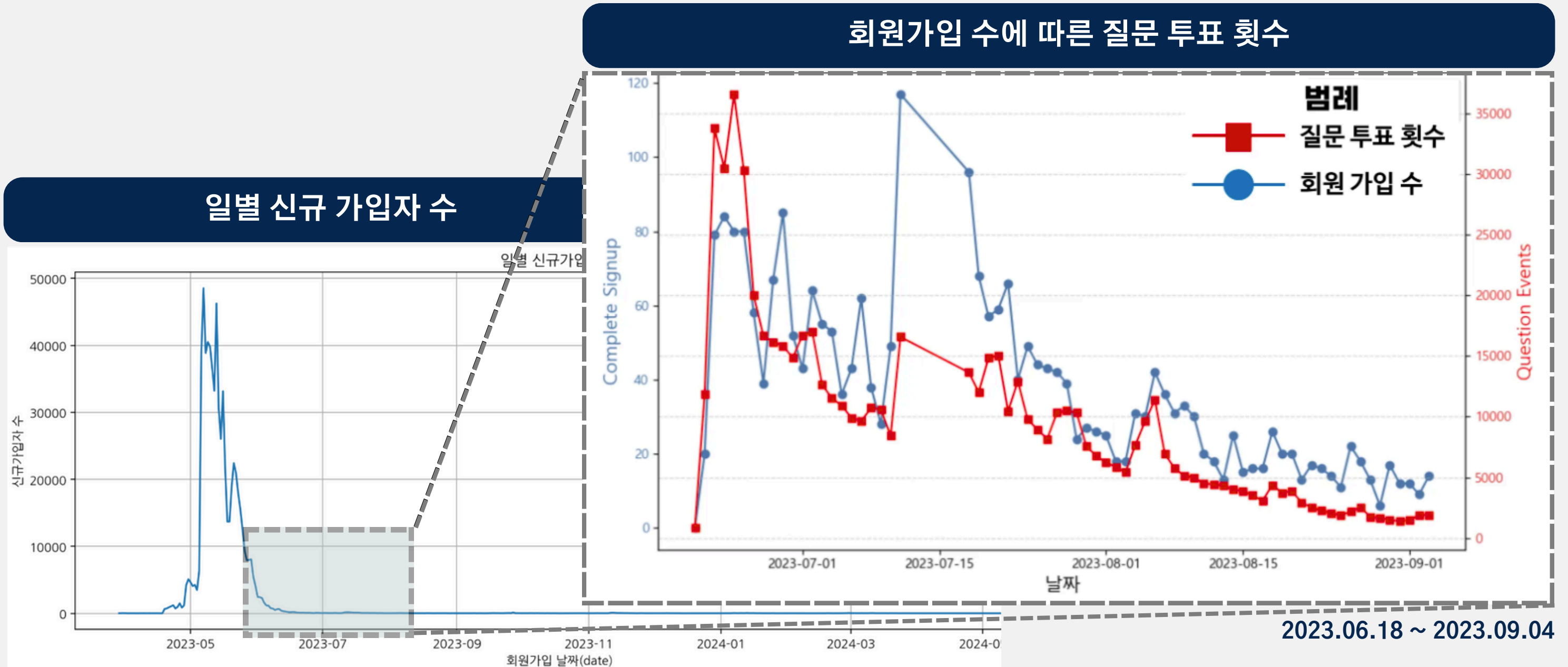
데이터 소스	파일 형식	수집 기간	활용 목적
Hackle 데이터	Parquet	2023.07.11 ~ 2023.08.04	EDA, 유저 행동 분석
	JSON	2023.06.18 ~ 2023.09.04	EDA, 유저 행동 분석
votes 데이터	SQL	2023.03.29 ~ 2024.05.09	EDA, 질문 추천 개선

분석 인프라

클라우드 환경	<ul style="list-style-type: none">GCP VM (e2-standard-16: vCPU 16개, RAM 64GB)<ul style="list-style-type: none">CPU: AMD Rome (x86/64)OS: Linux (VM 환경)
데이터 저장	MySQL (VM 서버 내)
데이터 추출 및 작업 툴	VSCoide (SSH 원격 접속)
Python 버전	Python 3.12.7

II | 데이터 탐색 EDA

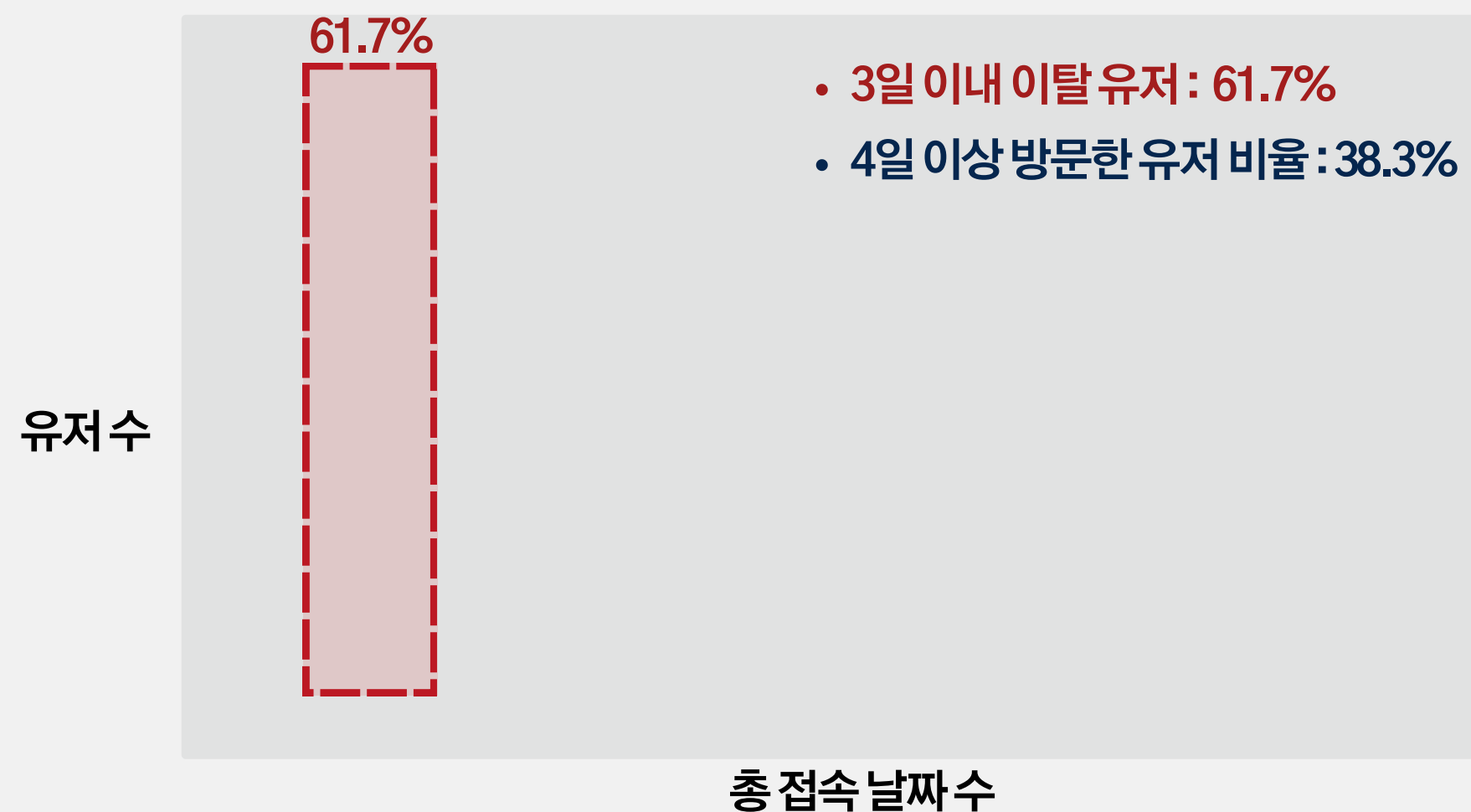
01. 전체 기간 탐색



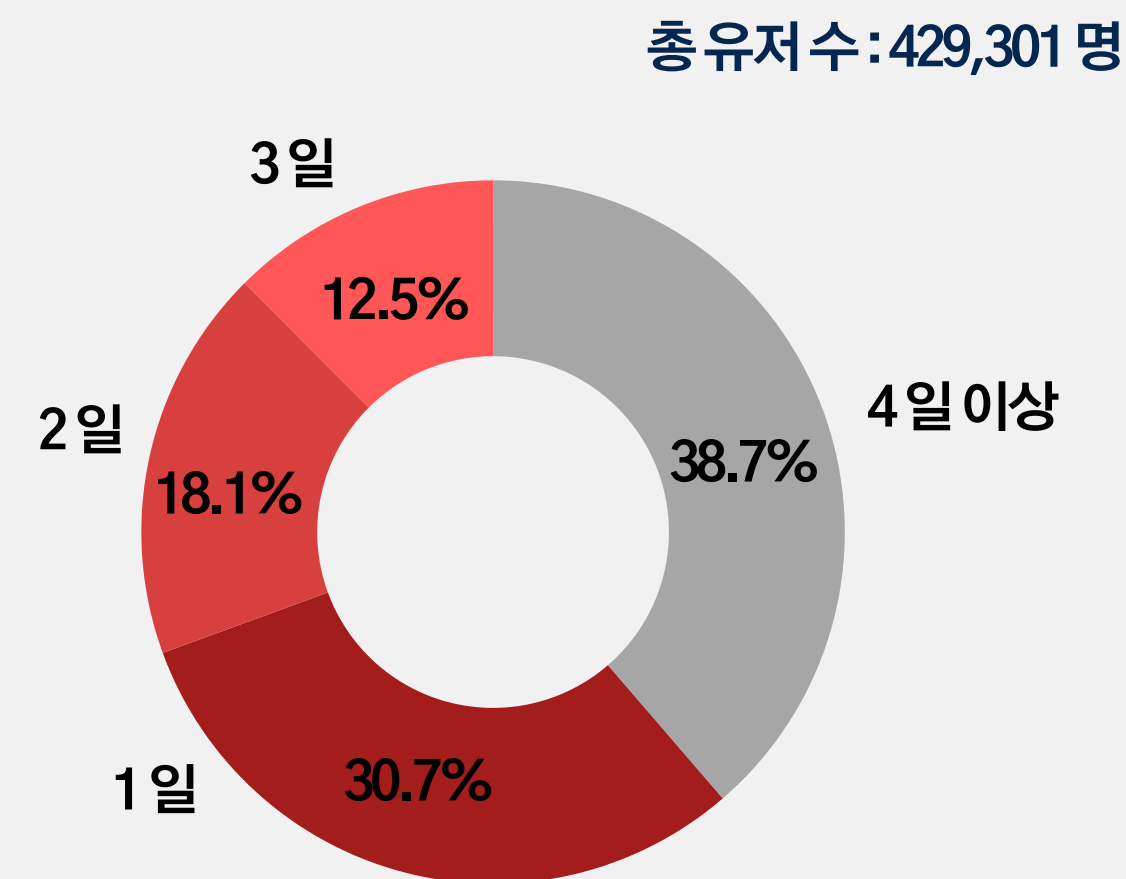
- H 어플 2023년 3월 29일 런칭
- 4, 5월에 4번의 스파크를 거치며 가입유저 급증
- 5월에 가입자 수 고점을 달성하고 가입자 수가 하락하는 상황
- 신규 가입자가 줄어들면서 질문 투표 참여도 함께 감소하는 추세를 보임

02. 유저의 총 접속일 수 분석

접속 일수 기준 유저 분포



유저 접속일 분포



- 전체 유저의 61.7%가 3일 이내에 이탈
- 4일 이상 접속한 유저: 38.3%



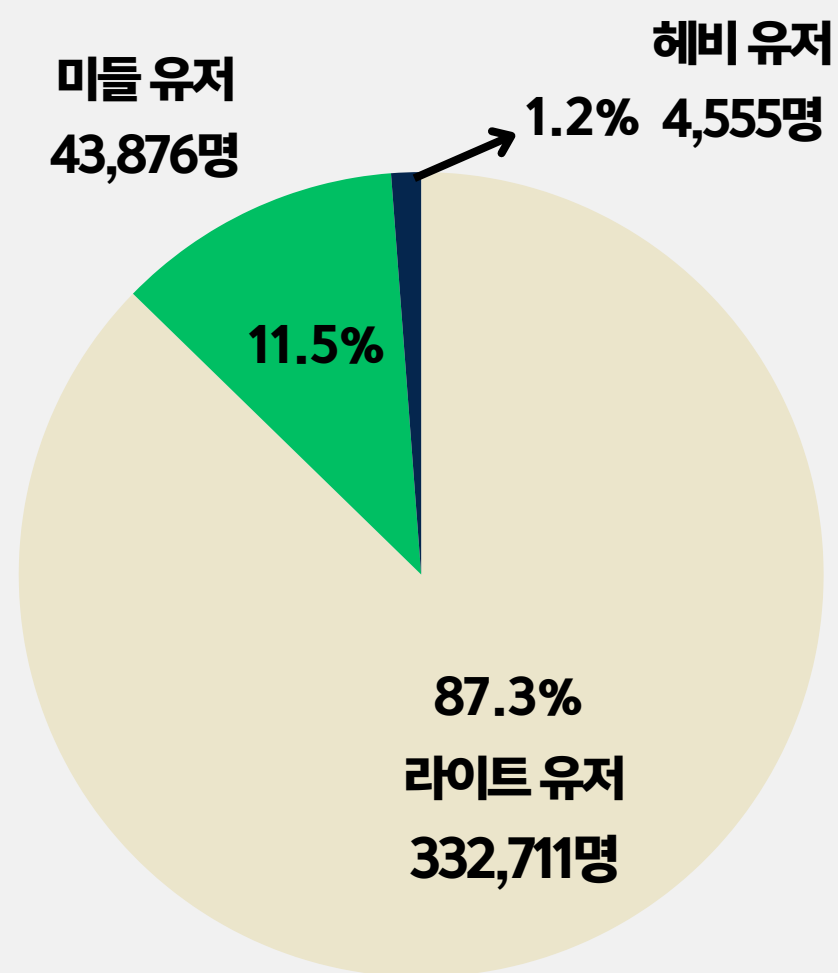
- 초기 이탈 집중 현상이 뚜렷하게 나타남
- 접속일 수가 길어질수록 유저 수는 급격히 감소

➡ **장기 유저 행동 패턴** 을 기반으로 **단기 유저의 이탈 방지 전략 필요**

03. 로그데이터 기반 유저 분류 (K-Means)

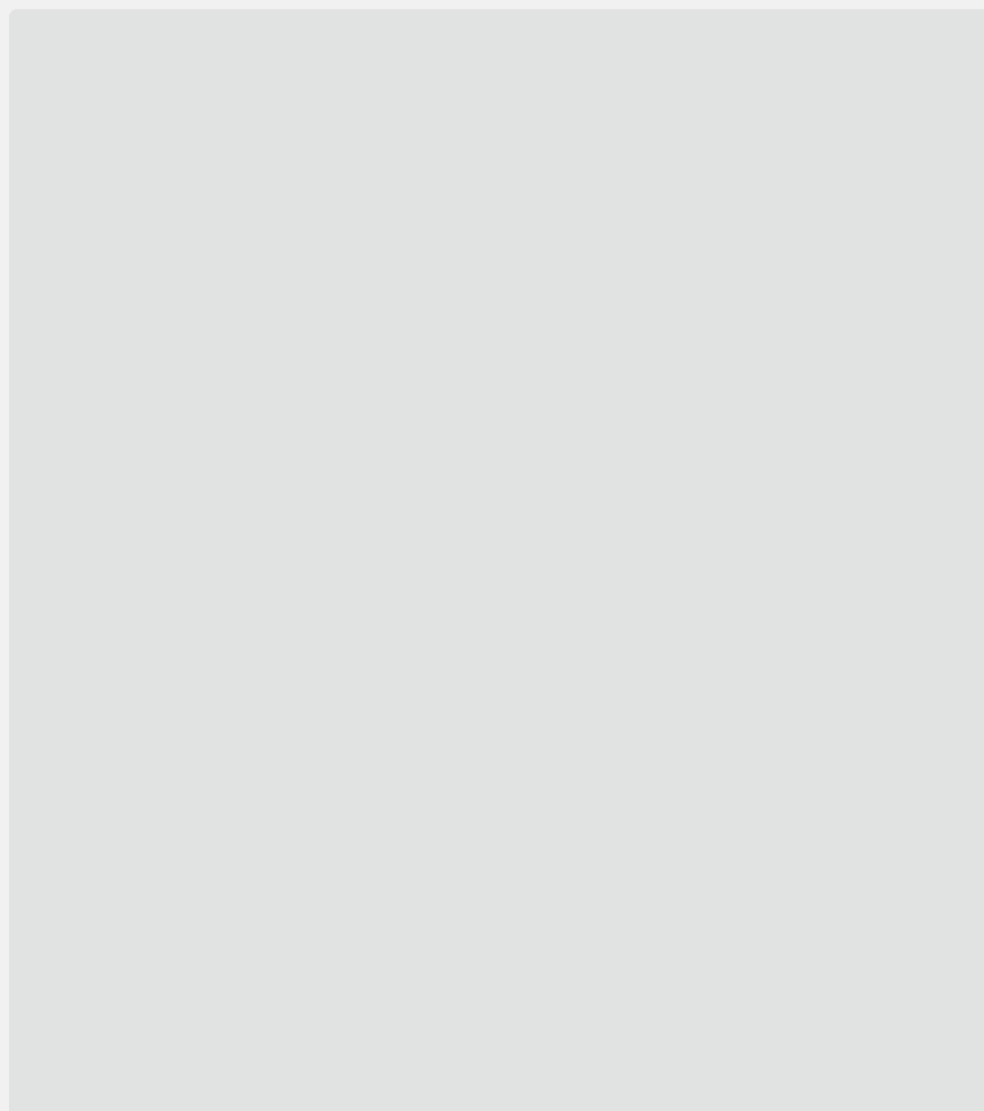
- elbow_method를 통해 최적의 그룹 수 3개로 분류를 진행
- 유저의 이벤트 키 발생 횟수와 접속일 수를 기준으로 클러스터링 진행

유저 그룹 비율

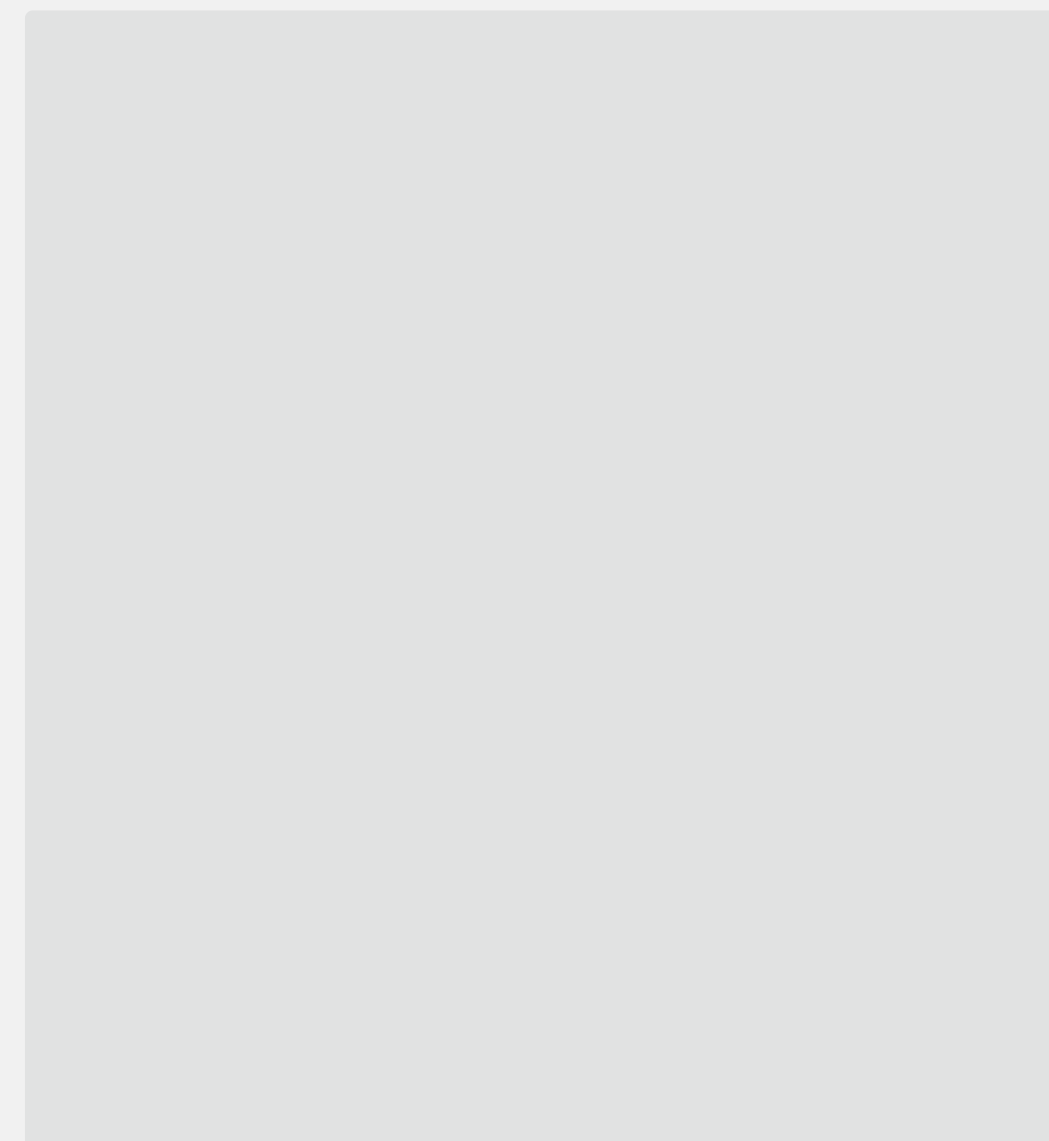


라이트 유저 > 미들 유저 > 헤비 유저

그룹별 평균 접속일



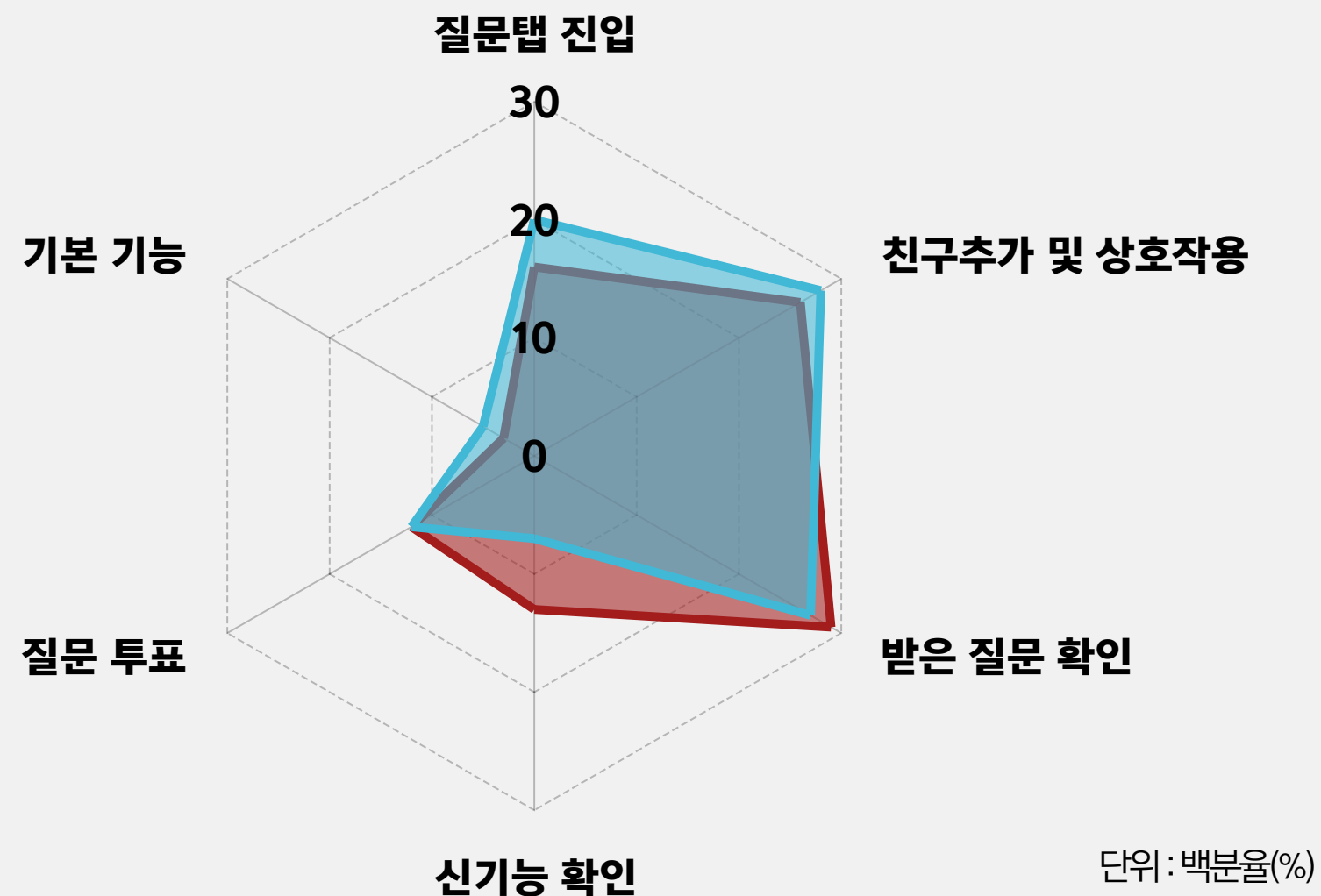
그룹별 평균 이벤트 키 횟수



04. 라이트 유저 행동 분석

(중위수 기준) 라이트 유저 세부 분석

● 적극 체험형 ● 소극 체험형



- 전체 로그 중 앱 접속 기능 비율 : 40%

제외 대상 : '\$session_start', '\$session_end', 'launch_app', '\$properties', 'view_home_tap'

이벤트 키 분류 방안

- 62개 이벤트 키를 특성에 따라 6개 카테고리 분류 진행
- 총 이벤트 키 발생 횟수에서 해당 이벤트 키가 발생한 횟수를 백분율로 표현

유저 그룹 정의

- 분류 기준 : 라이트 유저 이벤트 키 중위수 기준(8개 초과, 이하)
- 적극 체험 유저 :
평균 이벤트 키 횟수(47회), 평균 방문일(4.12일), 16만명(43.7%)
- 소극 체험 유저 :
평균 이벤트 키 횟수(8회), 평균 방문일(2.15일), 16만명(43.5%)

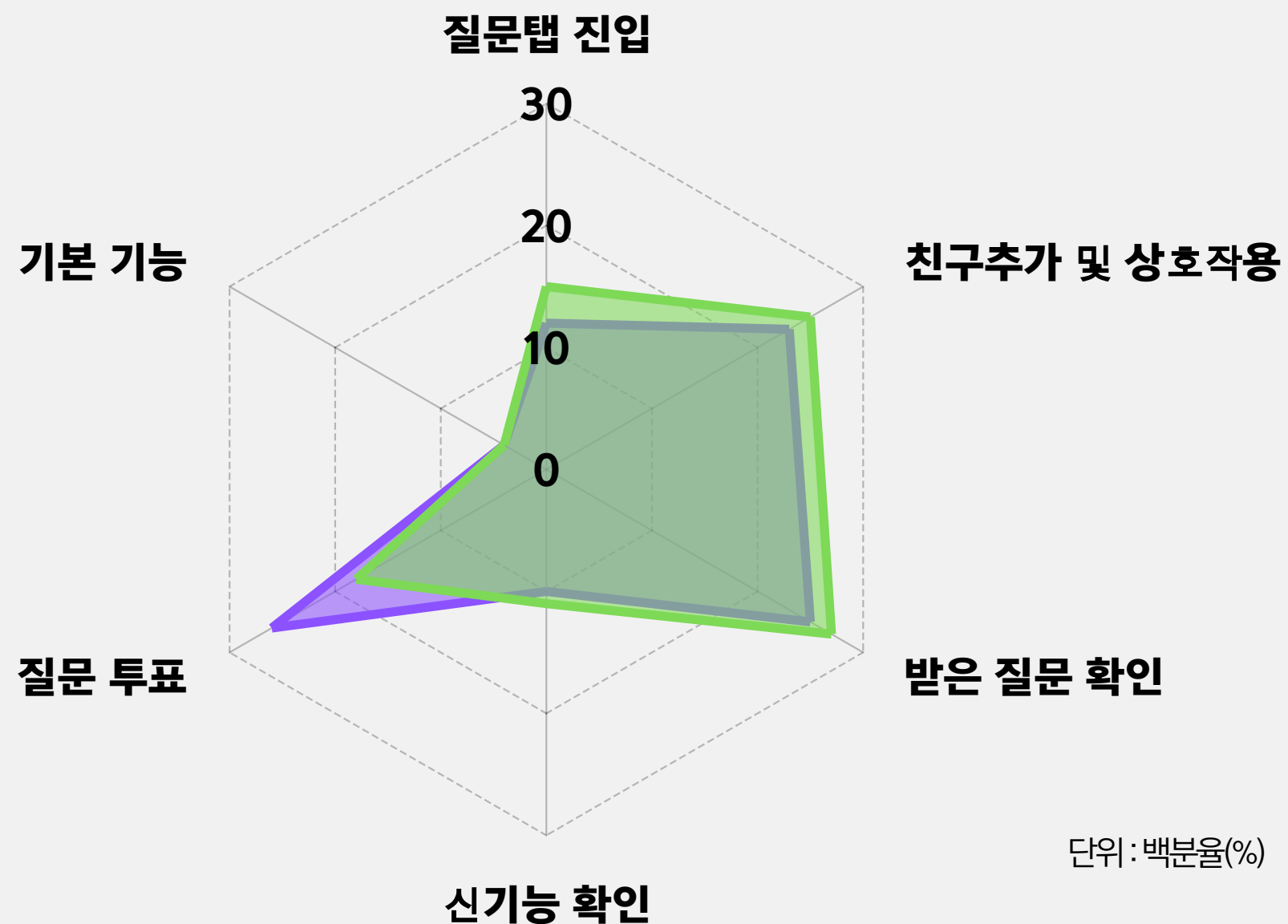
행동 패턴 차이 분석 결과

- 적극 체험 유저 : 신기능 확인, 받은 질문 확인 ▲
- 소극 체험 유저 : 기본 기능, 질문탭 진입, 친구추가 및 상호작용 ▲
- 공통 사항 : 두 집단 모두 질문 투표 기능 ▼

05. 미들, 헤비 유저 행동 분석

미들, 헤비유저 세부 분석

● 헤비 유저 ● 미들 유저



유저 그룹 정의

- 분류 기준 : 이벤트 키 횟수, 방문일 수 기준 KMeans 클러스터링 진행
- 미들 유저 :
평균 이벤트 키 횟수(160회), 평균 방문일(15일), 4.3만명(11.5%)
- 헤비 유저 :
평균 이벤트 키 횟수(768회), 평균 방문일(38일), 약 4,500명(1.2%)

행동 패턴 차이 분석 결과

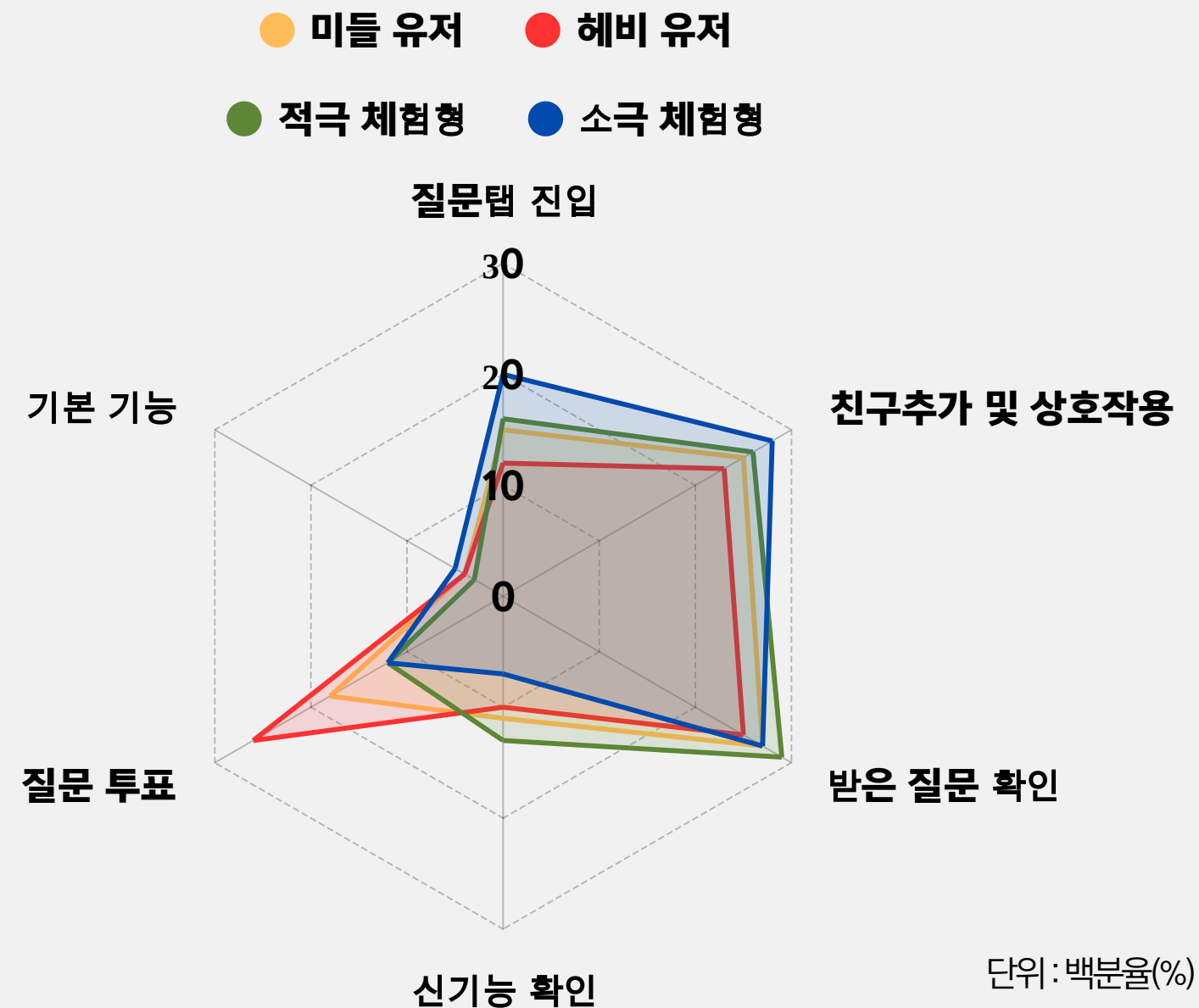
- 미들 유저 : 친구추가, 받은 질문 확인, 질문탭 진입 ▲
- 헤비 유저 : 질문 투표 기능 ▲
- 공통 사항 : 미들 ➡ 헤비 유저로 갈수록 질문 투표 기능 사용 비중 ▲

인사이트

- 라이트 유저와 상반되는 질문 투표 비중
 - 라이트 유저와 다르게 미들, 헤비 유저는 어플의 본기능인 질문 투표를 더 많이 활용
 - 라이트 유저들이 장기적으로 사용하여 미들, 헤비 유저로 전환될 수 있도록 마케팅 개선이 필요함

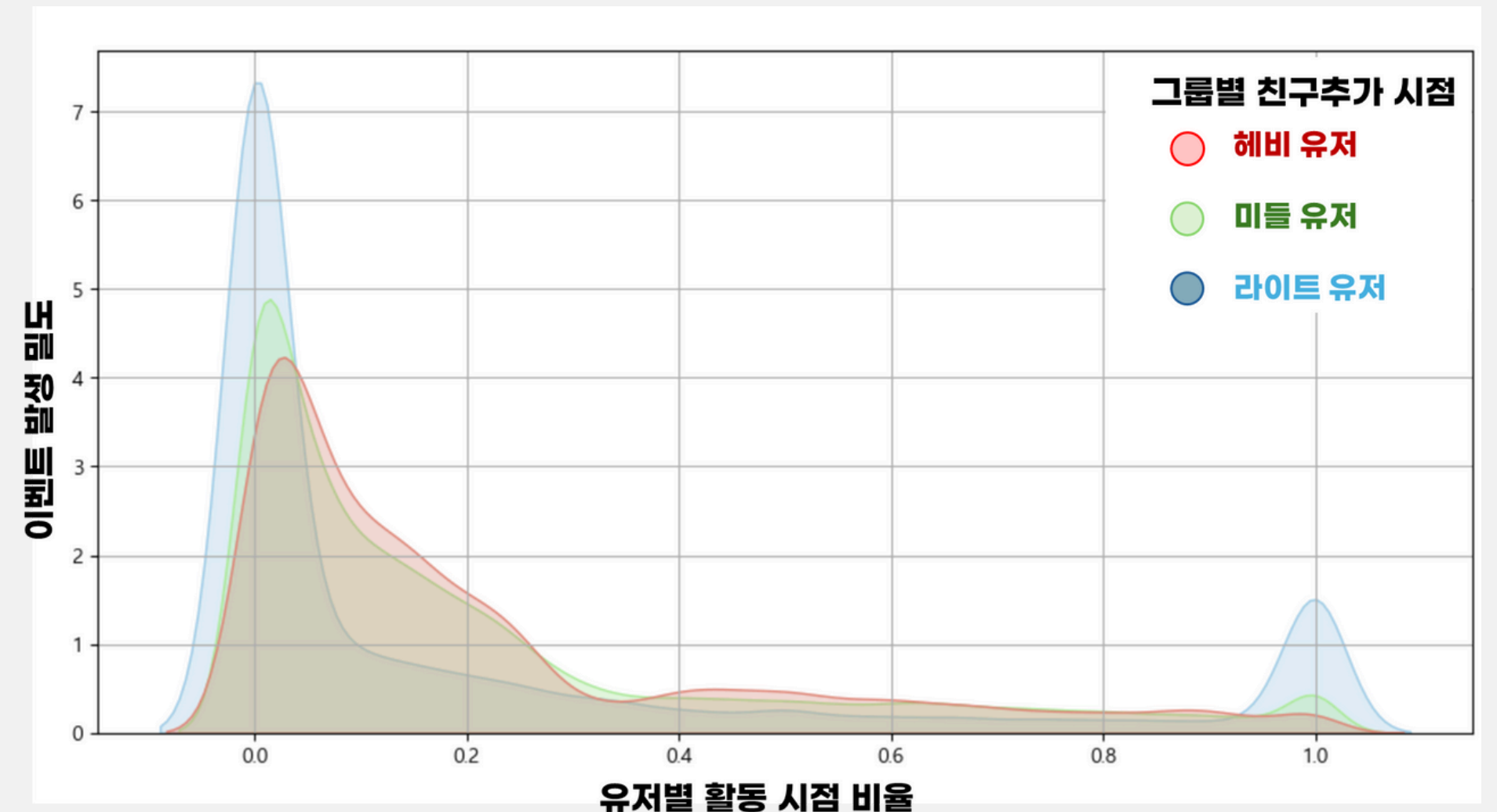
06. 전체 그룹 행동 분석

그룹별 행동 분석 비교



- 등급이 높을수록 질문 투표의 비중 증가
- 등급이 낮을수록 친구추가 및 상호작용 비중 증가

그룹별 친구추가 및 상호작용 이벤트 키 발생 시점 분포

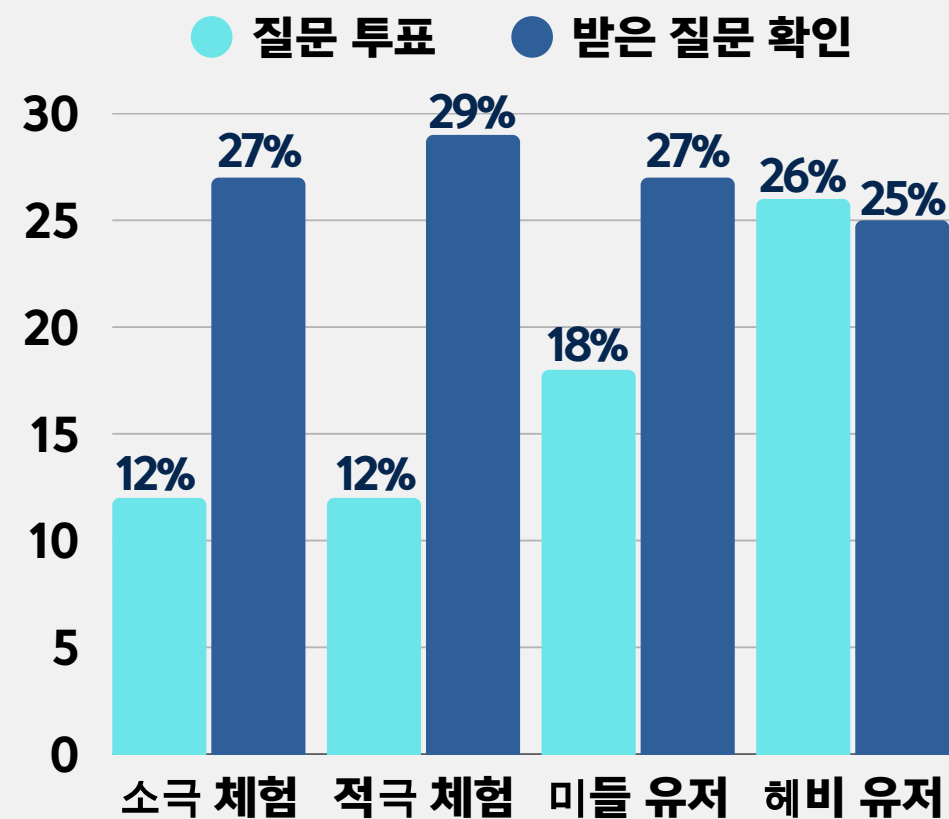


- 모든 유저가 친구 추가 및 상호작용과 관련된 활동은 주로 활동 초반(0~10%)에 집중적으로 수행
- 라이트 유저는 극초반 친구와의 상호작용이후 금방 이탈
- 미들·헤비 유저는 이후에도 꾸준히 친구와의 상호작용을 유지함

➡ 친구 추가 & 함께하는 이벤트를 통해 상호작용 지속적 발생 유도 必

06. 전체 그룹 행동 분석

질문 투표 대비 받은 질문 확인 비율



받은 질문 확인에 대한 관심 多
그러나 실제 질문 투표율은 저조



유저수가 많으면 투표수가 증가하는지
검증이 필요함

가설 검증

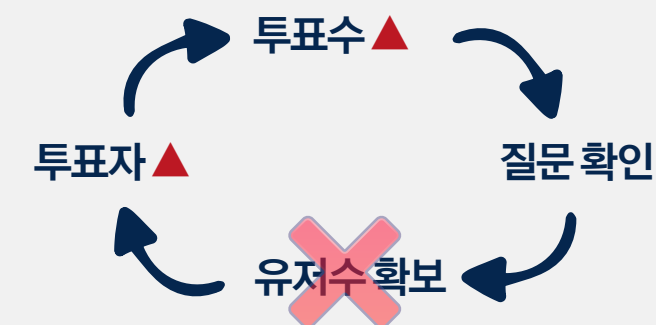
- 1) 유저 수 \propto 질문투표 간의 명확한 상관관계
(피어슨 상관계수 = 0.7089)
- 2) t-test 실험 결과
 - 귀무가설: 반 유저 수에 따른 투표수 차이는 없다.
 - 대립가설: 반 유저 수가 많을수록 투표수가 많다.
 - 비교 그룹: 18명 이하 vs 18명 이상 (중위수 기준)
 - 대상: 전체 유저의 group_id 사용
 - 결과:
 - t-statistic = 529.24
 - p-value = 0.0 ($p < 0.001$)



유저 수가 많을수록 활동도 활발
➔ 같은 반 친구들을 유입시키기
위한 이벤트 필요

최종 개선 포인트

- 등급이 낮을수록 질문 확인에 관심이 많으나 질문 투표율이 낮아 선순환 고리 약화
- 라이트 유저의 질문 탭 진입량은 높으나 ➔ 질문 투표 참여율 낮음



- 등급이 높을수록 친구 추가 및 상호작용이 자주 발생함
➔ 라이트 유저의 친구 추가 및 상호작용 활성화 필요함

개선방안 리스트

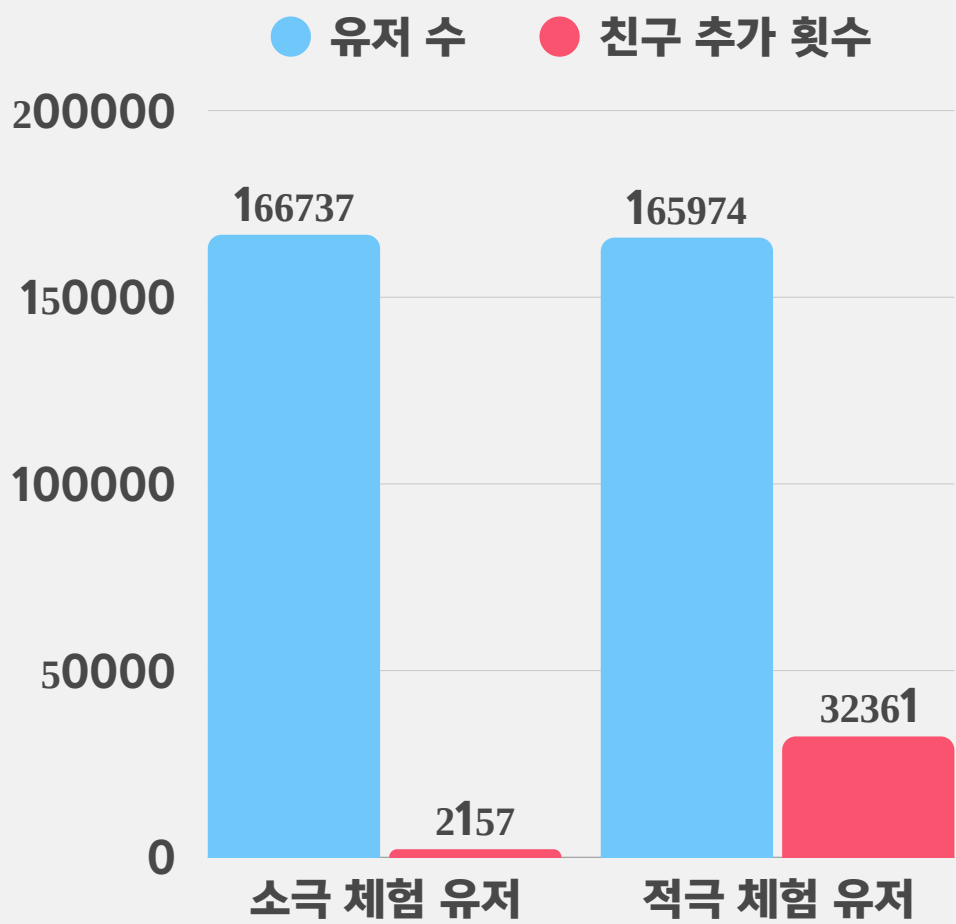
- 1) UX/UI 개선
 - 투표 진입 동선 단순화
 - 직관적 튜토리얼 제공
- 2) 이벤트 도입
 - 주기적 이벤트 ➔ 반대향 이벤트
 - 가입 후 초기 한정 이벤트 ➔ 친구 초대
 - 친구와 상호작용하는 이벤트 ➔ 함께이벤트
- 3) 질문 추천 시스템 개선
 - 랜덤 & 자동 배정 시스템 = 일방적 서비스 제공 = 참여 피로 유발 메커니즘
 - 유저 자율성 부족 ➔ 몰입도 하락 ➔ 참여 저하 ➔ 피로도 상승

Ⅲ | 핵심 타겟 선정 및 기대 효과

01. 친구 추가 이벤트 키 횡수 비교

라이트 유저(소극 체험, 적극 체험 유저)

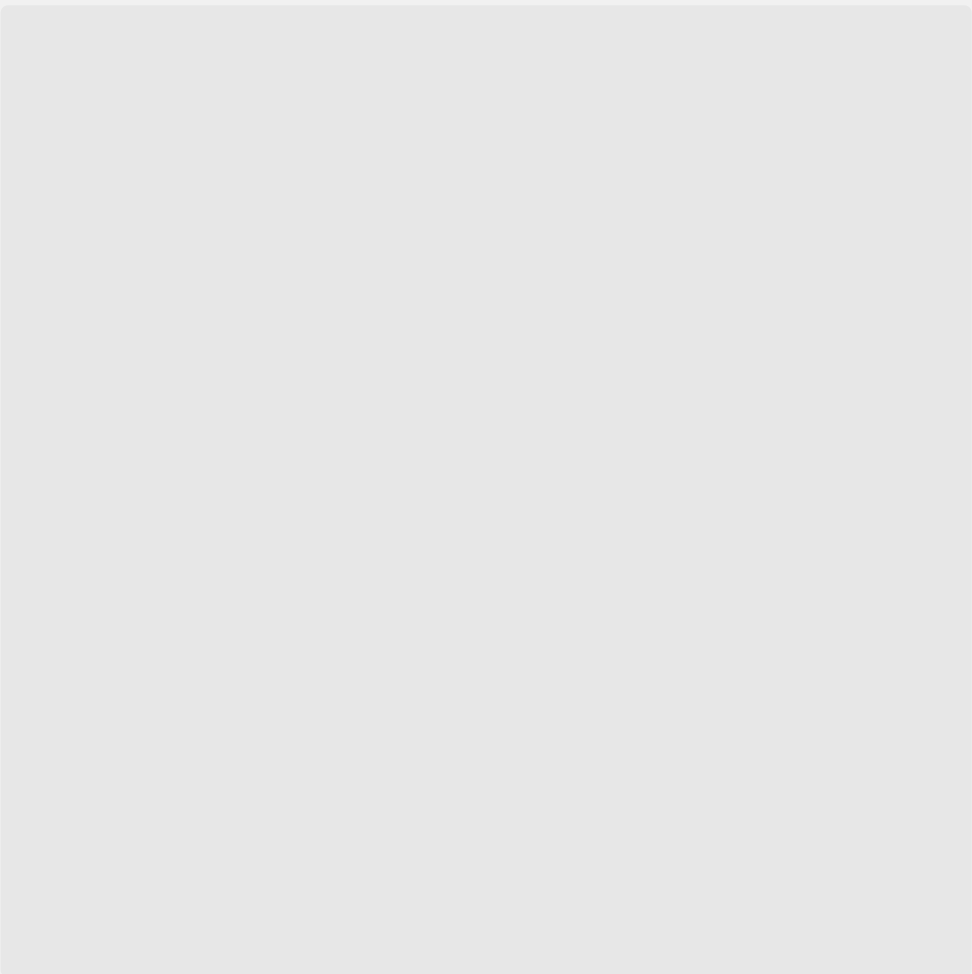
미들, 헤비 유저



앱 내 주요 행동 흐름 = 친구 추가 ➡ 친구 간 투표

소극 체험 유저 ➡ 친구 추가 빈도 매우 낮음

적극 체험 유저 ➡ 친구 추가 빈도 높음

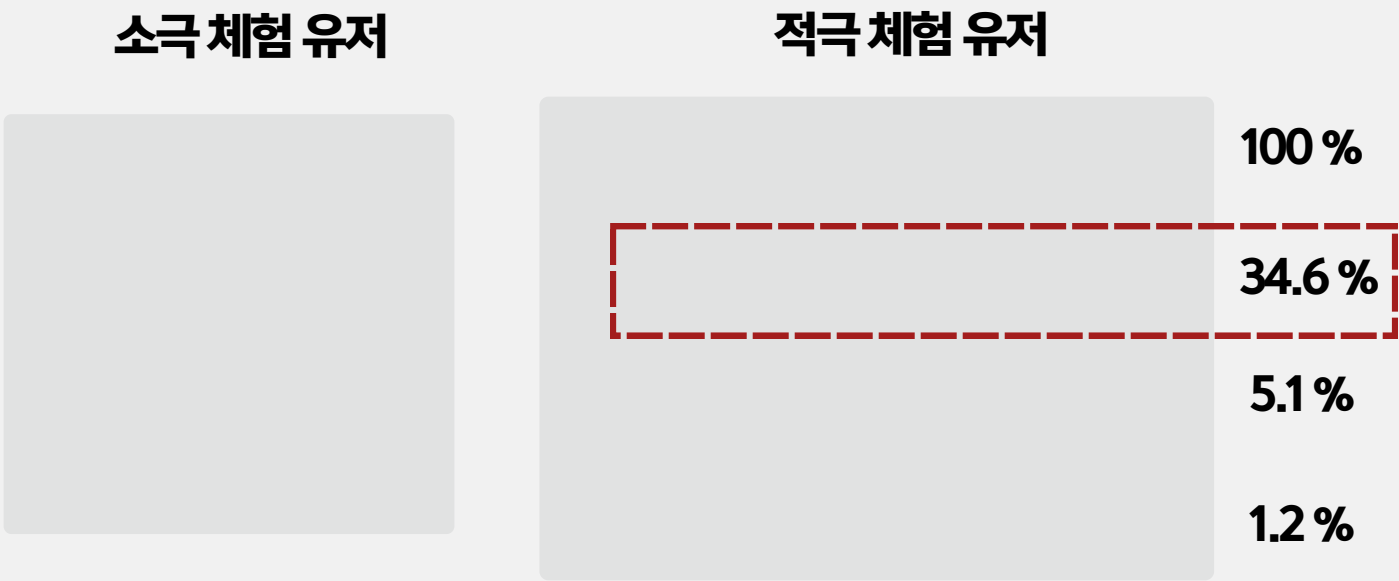


적극 체험 유저는 가입 직후 대부분의 친구 추가를 완료하고, 이후 미들 유저로 전환될 가능성이 높음.

➡ **적극 체험형 유저를 대상으로 집중 마케팅 진행 필요**

02. 그룹별 결제 비율

라이트 유저 결제 횟수 분포



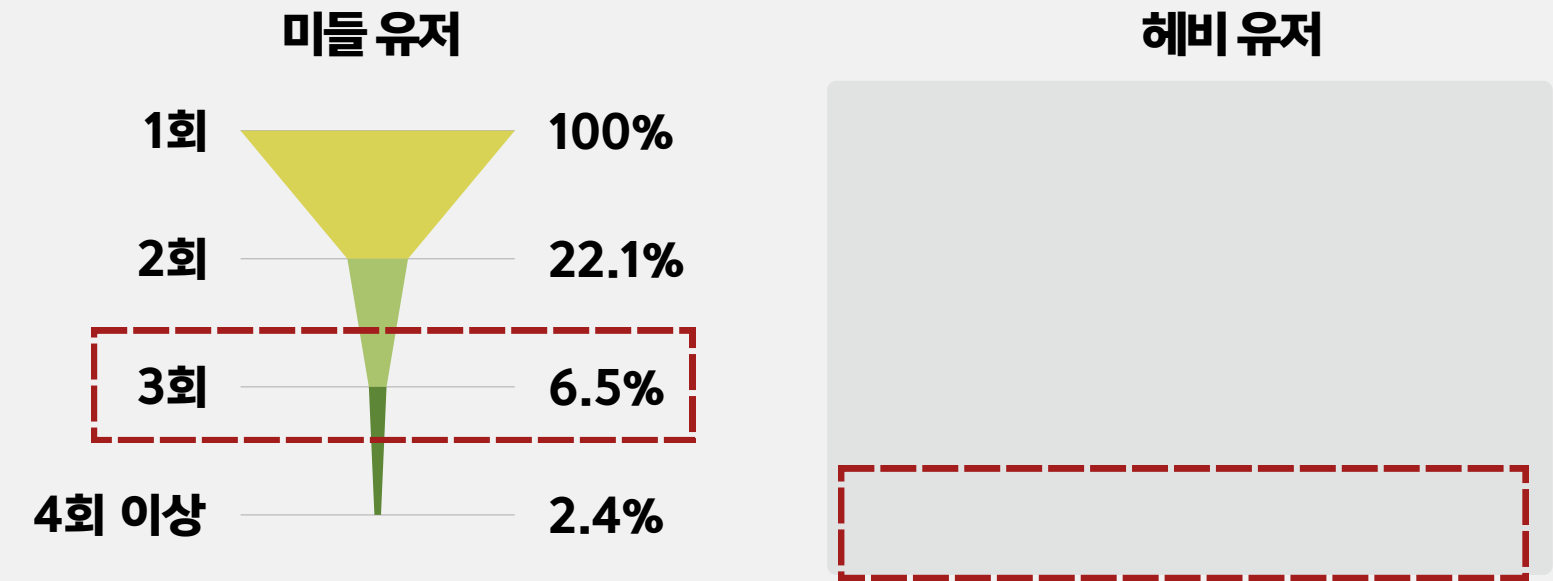
라이트 유저 내 결제 비율

- 적극 체험 유저: 97.6%
- 소극 체험 유저: 2.4%

결제 대부분(97.6%)은 '적극 체험 유저'에서 발생

➔ 향후 개선 방향은 '적극 체험형 유저' 타겟 중심으로 집중

미들, 헤비 유저 결제 횟수 분포



2회 구매	라이트 > 미들 > 헤비	단발성 구매
3회 구매	미들 > 헤비 > 라이트	다발성 진입 구간
4회 이상 구매	헤비 > 미들 > 라이트	다발성 구매

라이트 유저의 3회 이상 전환 유도 시 미들로 성장
이들이 궁극적으로 헤비 유저로 성장 가능
➔ 다발성 구매 가능성 확보

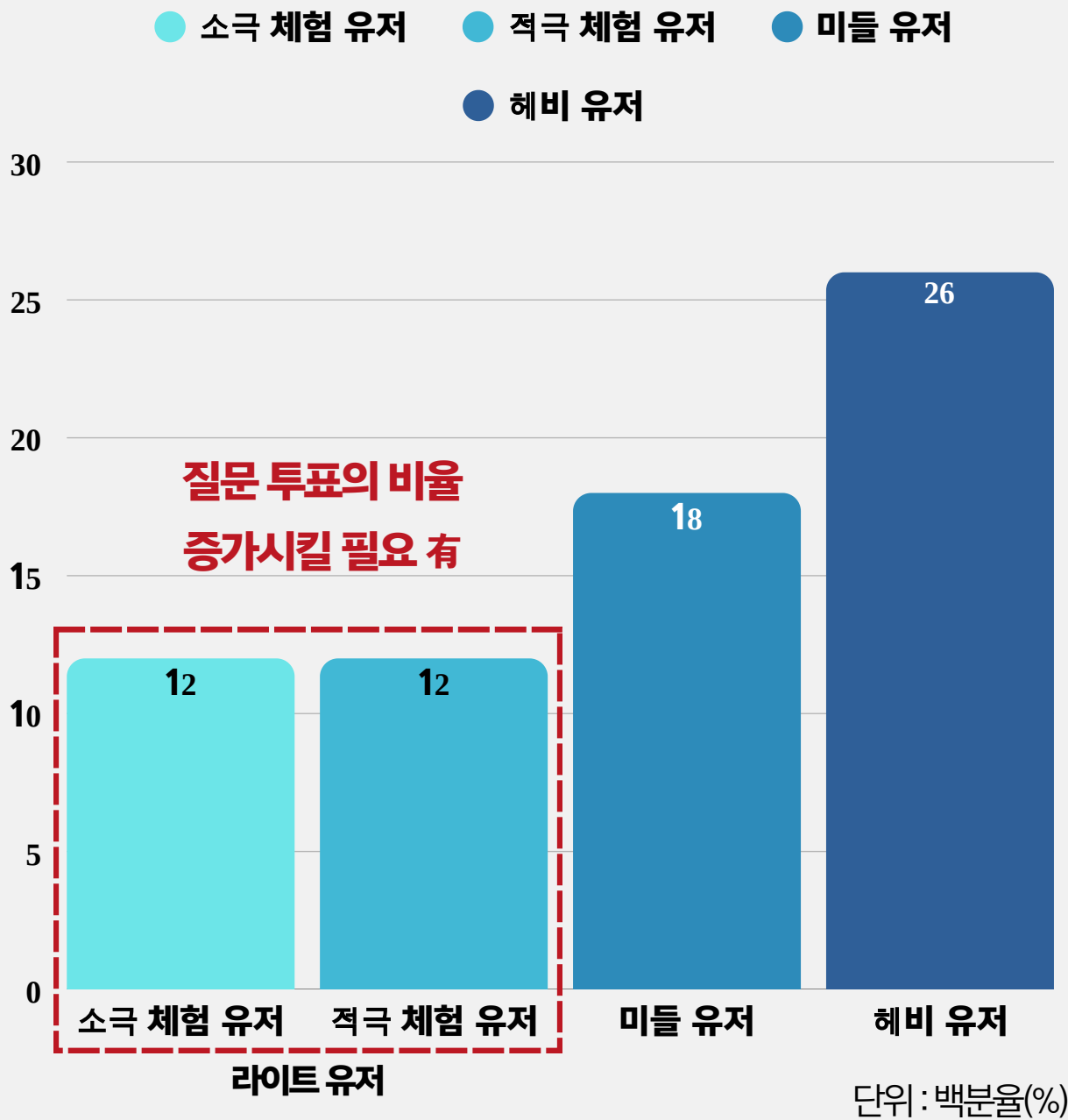
IV | 마케팅 실행 전략

- ✓ 핵심 기능 체험을 유도하는 **진입 튜토리얼**
- ✓ 지속적 유저 확보를 위한 **참여형 이벤트** 전략
- ✓ 유저 몰입을 높이는 **질문 맞춤 추천 시스템**



전략 1) 투표 진입 튜토리얼

질문 투표와 연관된 이벤트키 발생 비율



라이트 유저의 AHA 경험 유도

문제	<ul style="list-style-type: none">어플의 핵심 기능인 질문 투표까지 도달하지 못하고 이탈기본 기능만 이용하는 얕은 사용 경험➡ 서비스 가치 인지 부족
원인	<ul style="list-style-type: none">핵심 기능까지 자연스럽게 유도하는 동선과 가이드 부족미들 유저처럼 앱을 깊게 체험할 기회가 없음
해결 방안	<ul style="list-style-type: none">미들 유저의 행동 패턴을 기반으로 한 튜토리얼 제공자연스럽게 질문 투표 체험 ➡ AHA MOMENT 유도
기대 효과	<ul style="list-style-type: none">라이트 유저의 핵심 기능 체험률 증가라이트 ➡ 미들 유저 전환 가능성 상승➡ 활성 유저 비율 증가이탈 방지 & 행동 전환

✓ 전략 1) 투표 진입 튜토리얼

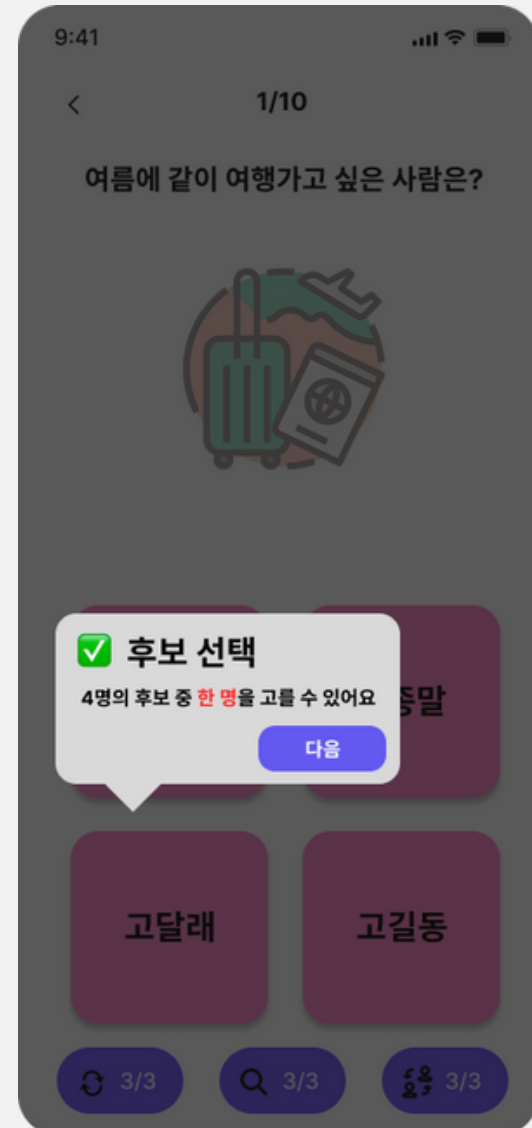
AS-IS



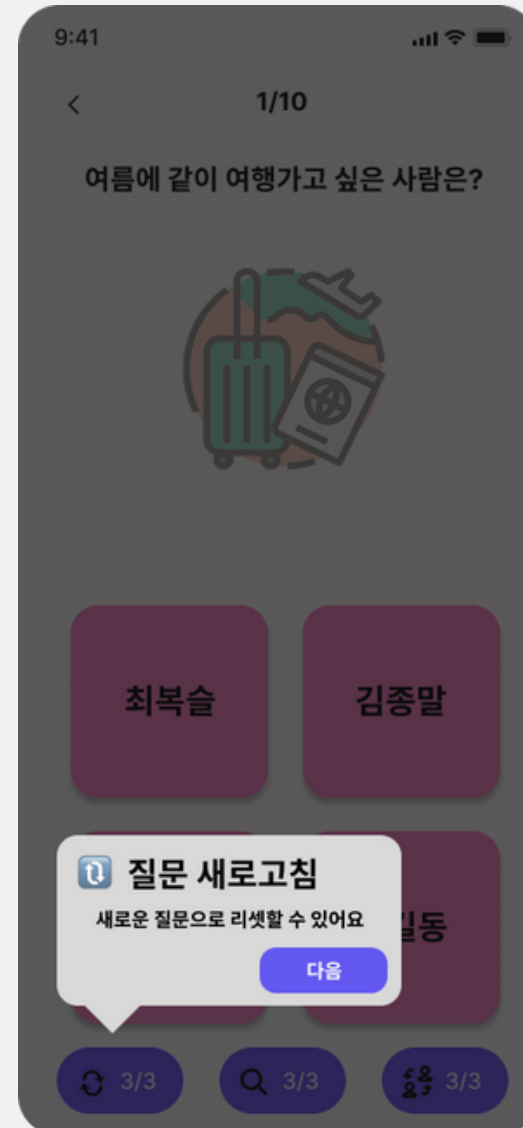
기존 질문 투표 첫 화면

➔ 가이드라인 제공 X

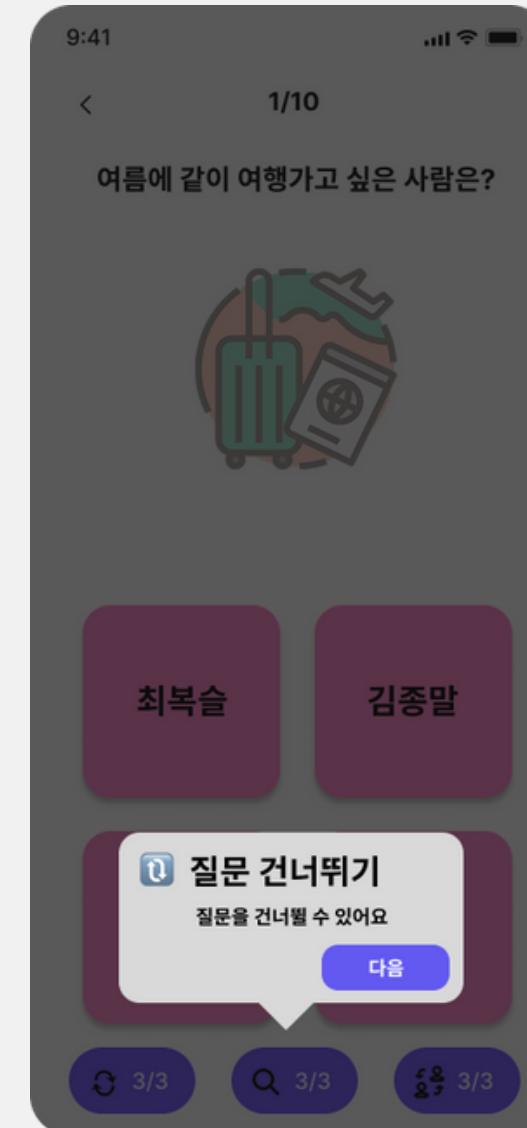
TO-BE



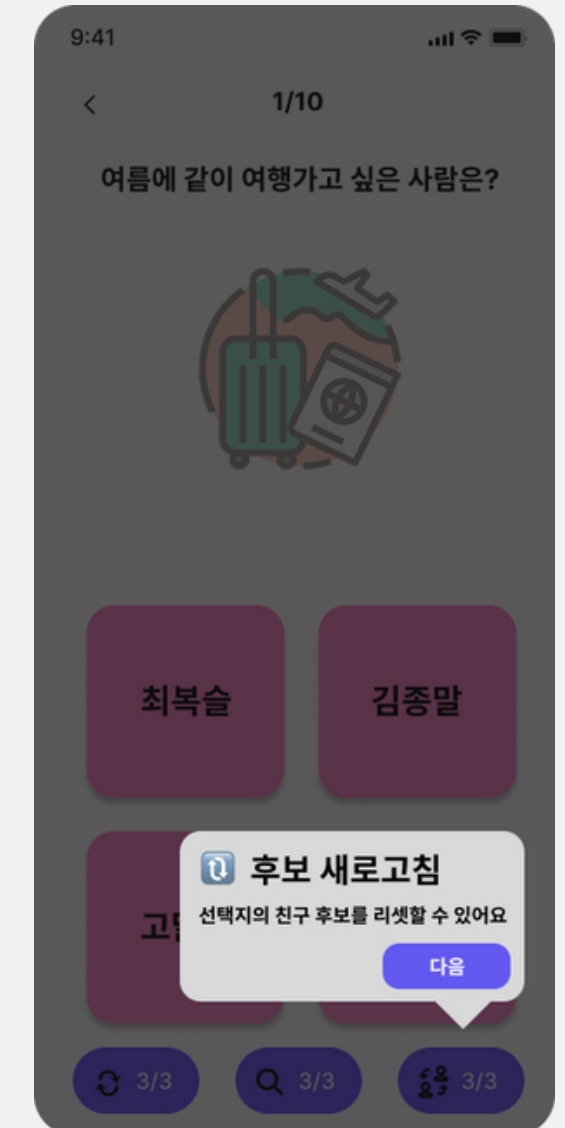
변경된 질문 투표 첫 화면



변경된 질문 새로고침 가이드



변경된 질문 건너뛰기 가이드



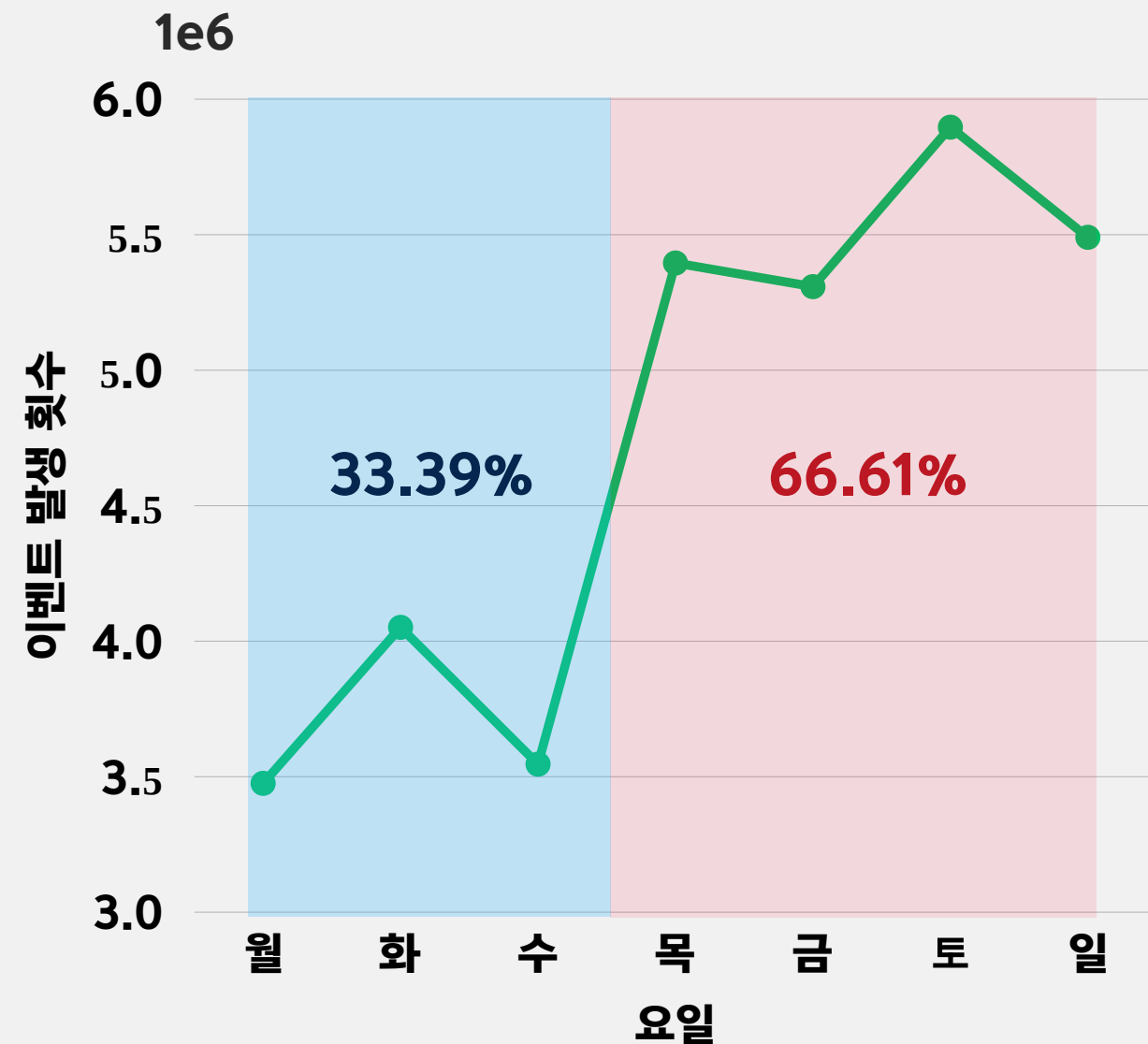
변경된 후보 새로고침 가이드

➔ 가이드라인 제공 O



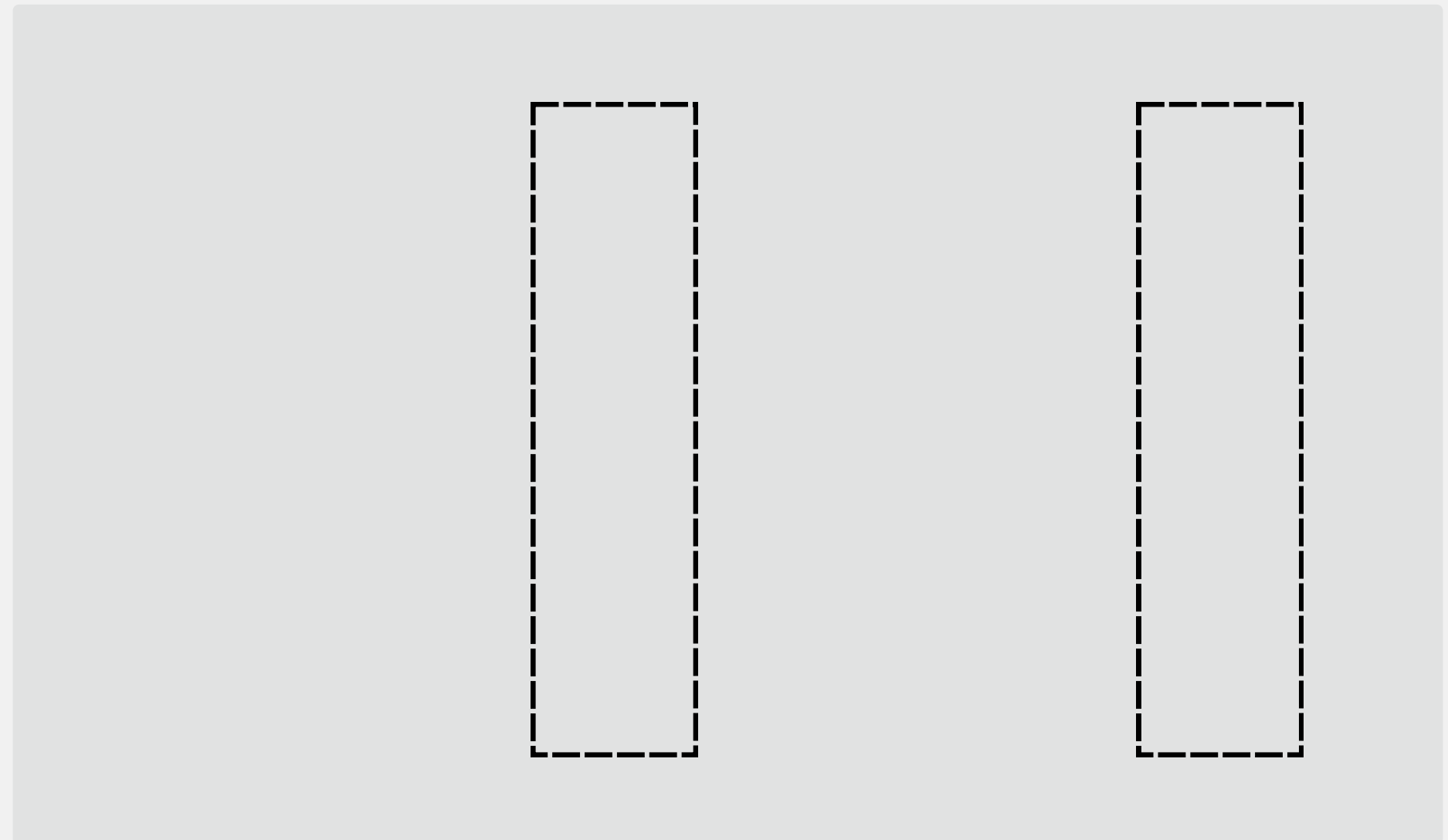
전략 2) 정기 및 가입 초기 이벤트

요일별 이벤트 횟수



- 월, 화, 수요일 : 약 33.39% 이벤트 발생
- 목, 금요일부터 이벤트 발생횟수 증가
- 주말 로그 발생비율 34.34%

시간대별 이벤트 횟수



- 평일 : 기상시간 ~ 등교시간에 학생들의 접속량 증가
- 평일 : 하교시간 이후 급격히 증가, 18시 접속량 최고점 달성
- 주말 20시 : 접속량 최고점 달성

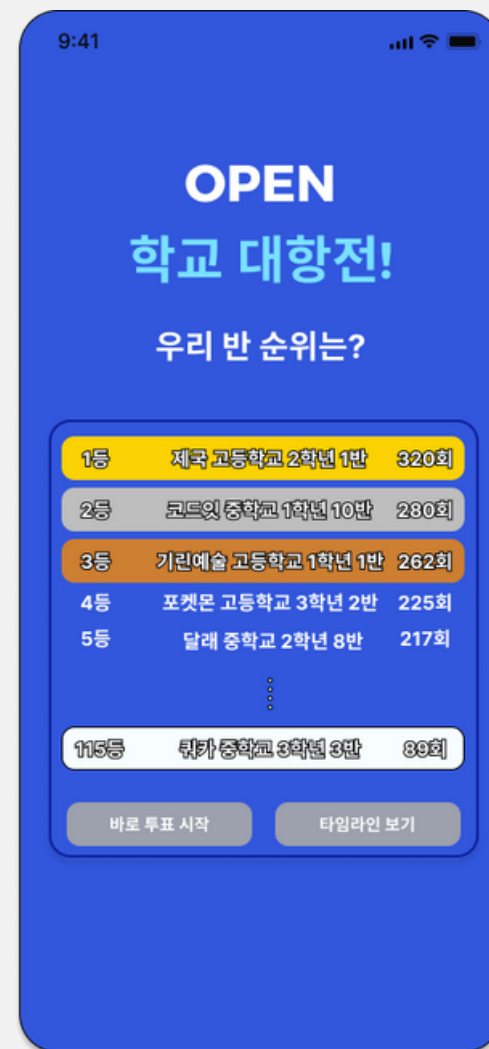
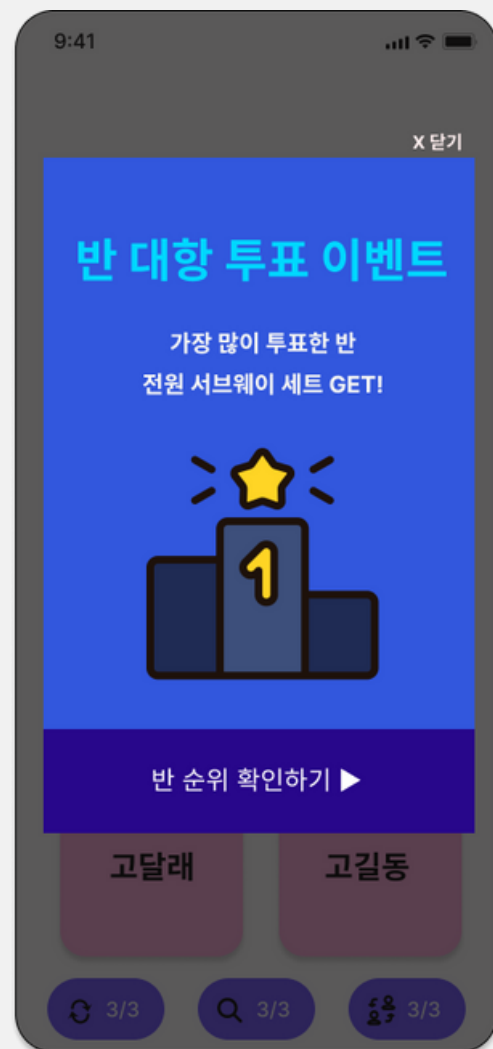


전략 2) 정기 및 가입 초기 이벤트

토요일 반 대항 투표 이벤트

목적: 유저 간 경쟁 및 소속감 유발 ➡ 자발적 참여 확대

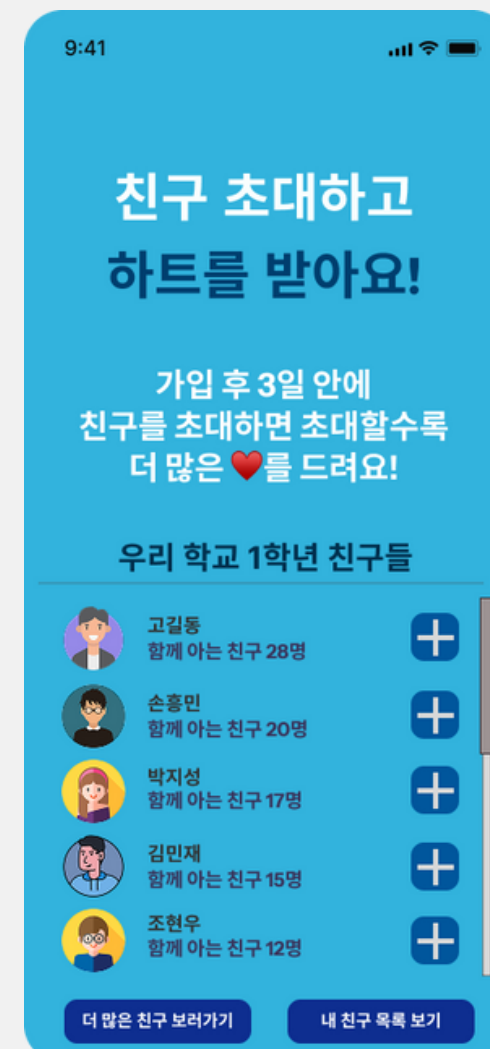
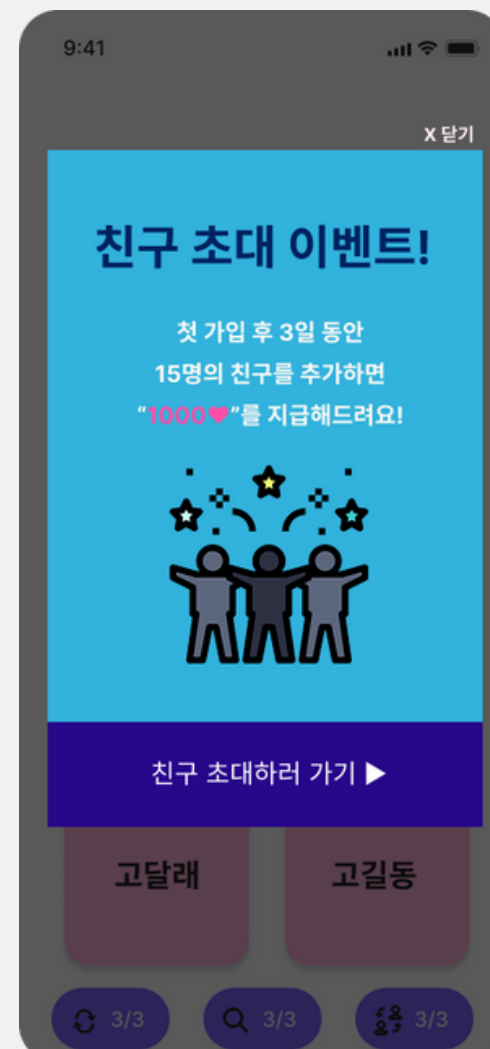
- ➡ 매일 오전, 오후 8시에 순위 업데이트
- ➡ 최종 순위 매주 토요일 오후 8시 발표
- ➡ 1등 반에게 상품 제공



신규 유저 3일 한정 친구 초대 이벤트

목적: 유저 이탈이 심한 3일의 이탈을 방지

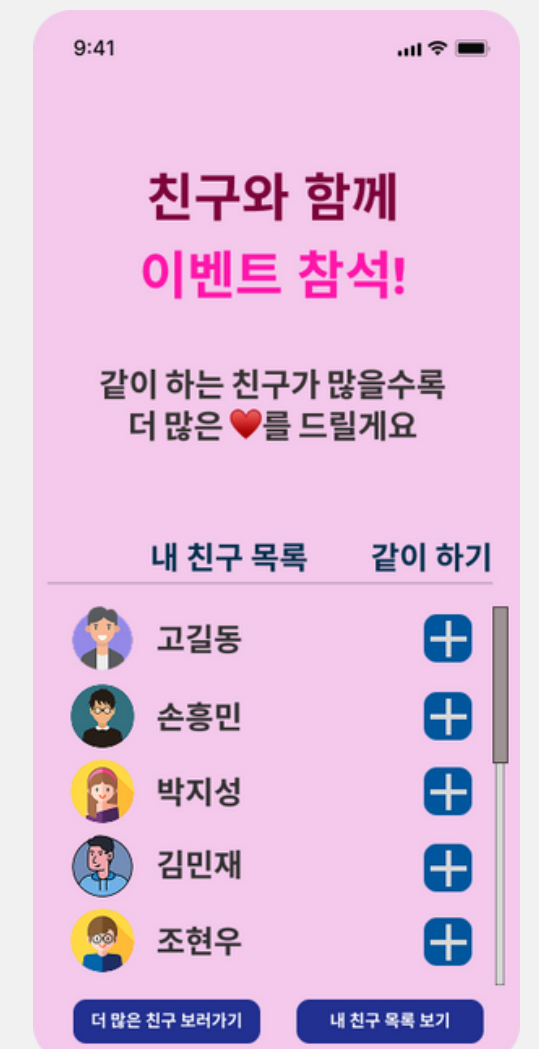
- 첫 가입 후 3일간 15명 초대 시
- ➡ 1000 하트를 지급



친구와 함께하는 이벤트

목적: 친구와 상호작용 행동 패턴에 따른 유저 이탈 방지

- ➡ 친구와 함께하는 이벤트 진행
- ➡ 친구 초대 및 상호작용 이벤트 증가





전략 2) 정기 및 가입 초기 이벤트

기대 효과

1) 안정적인 유저 풀 확보

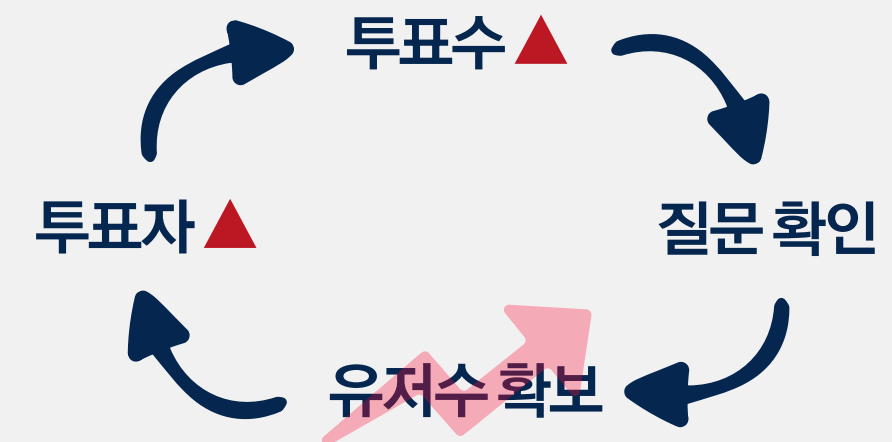
- 신규 유저 초기 이탈 방지 → 장기적 유저 기반 확대
- 미들/헤비 유저로의 전환 촉진

2) 선순환 구조 회복

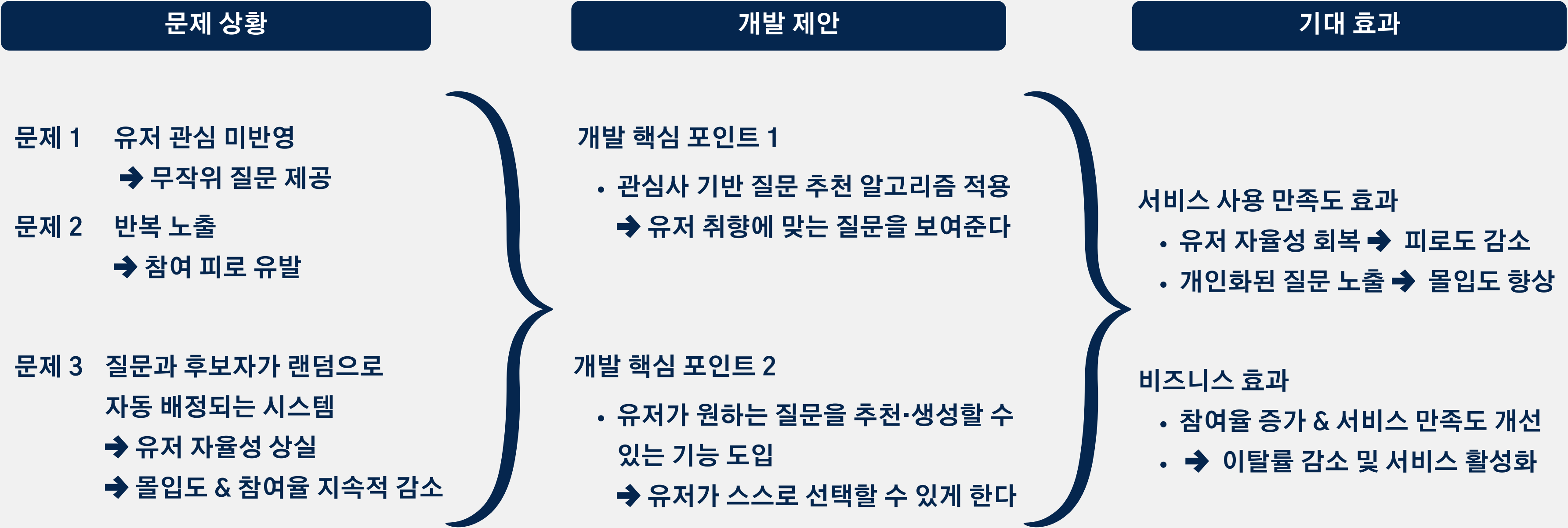
- 유저 확보 → 투표자 증가 → 투표수 증가 → 질문 확인 활성화
- 유저 관심 포인트(질문 확인)를 효과적으로 공략

3) 지속적인 리텐션과 앱 활성화

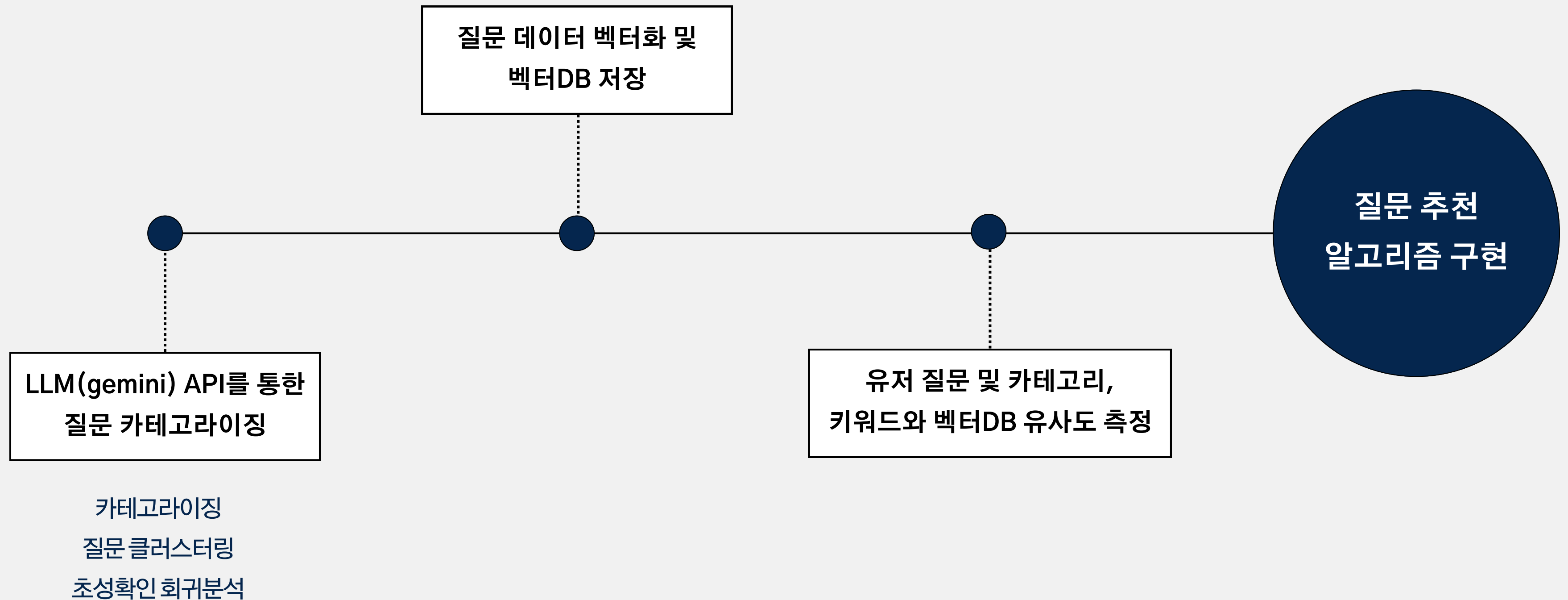
- 정기 이벤트와 초기 락인을 통한 꾸준한 이용 유도
- 자연스러운 참여 확산 및 앱 내 활동 강화



✔ 전략 3) 질문 추천 알고리즘 개발



질문 추천 알고리즘 구현



질문 카테고리이징

전처리 및 카테고리/키워드 추가

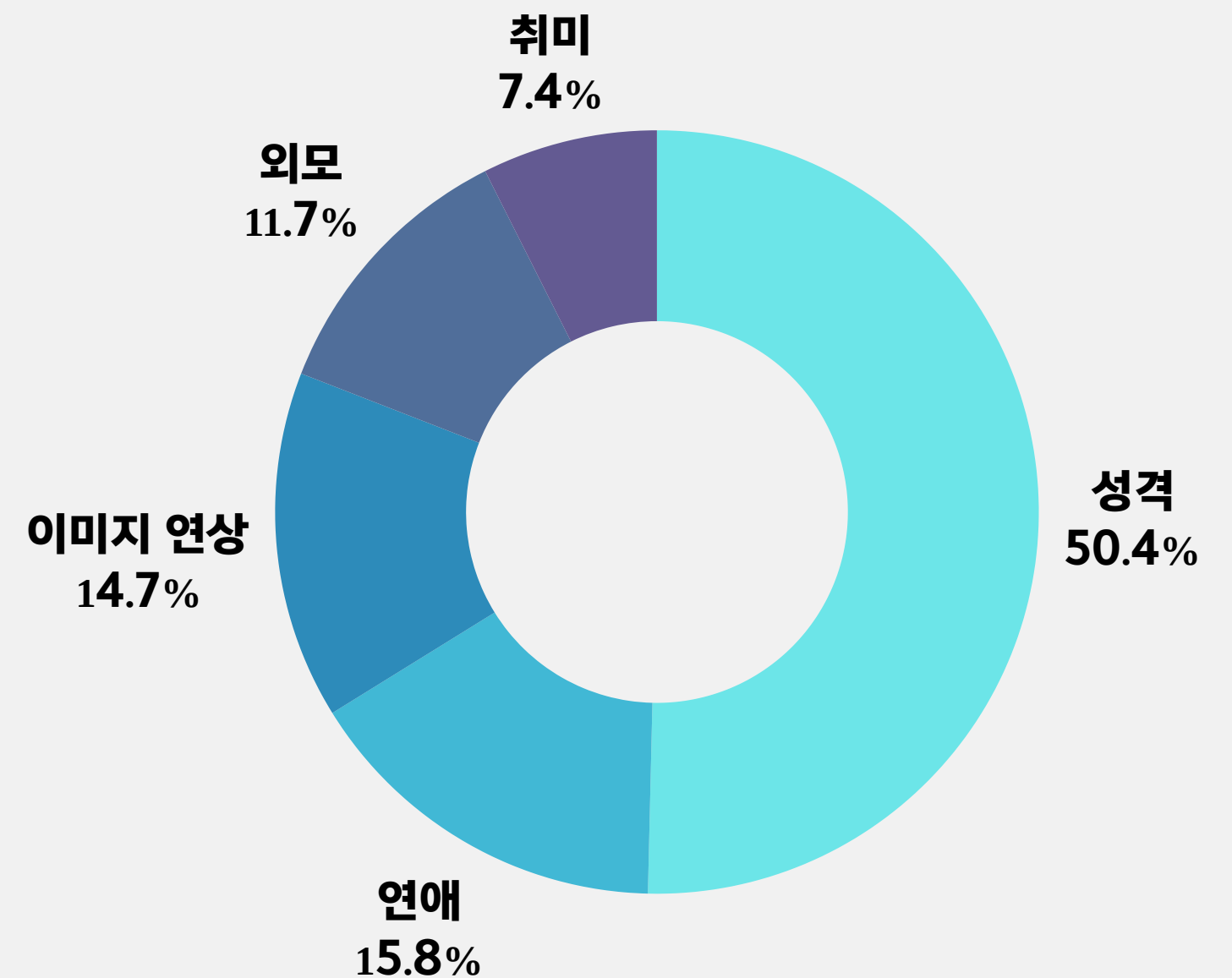
전처리

- 질문 내용이 비어있거나 의미가 없는 'text' 등으로 되어 있는 경우 제거
 - 5025개 → 4887개

카테고리/키워드 추가 (카테고라이징)

- 카테고리이징에는 **GEMINI API 사용**
 - 프롬프트를 통해 아래와 같은 조건을 주고 카테고리 및 키워드 추출
- 기존 질문의 내용과 성격에 맞게 카테고리 구성
 - **[외모 / 성격 / 연애 / 취미 / 이미지연상]** 5개 카테고리
- 세밀한 질문 추천이 가능하도록 추가 정보 '키워드' 추출
 - 질문 내용에 맞는 **키워드(단어) 3개를 추가로 추출**

카테고라이징 결과



질문 파생변수 추가

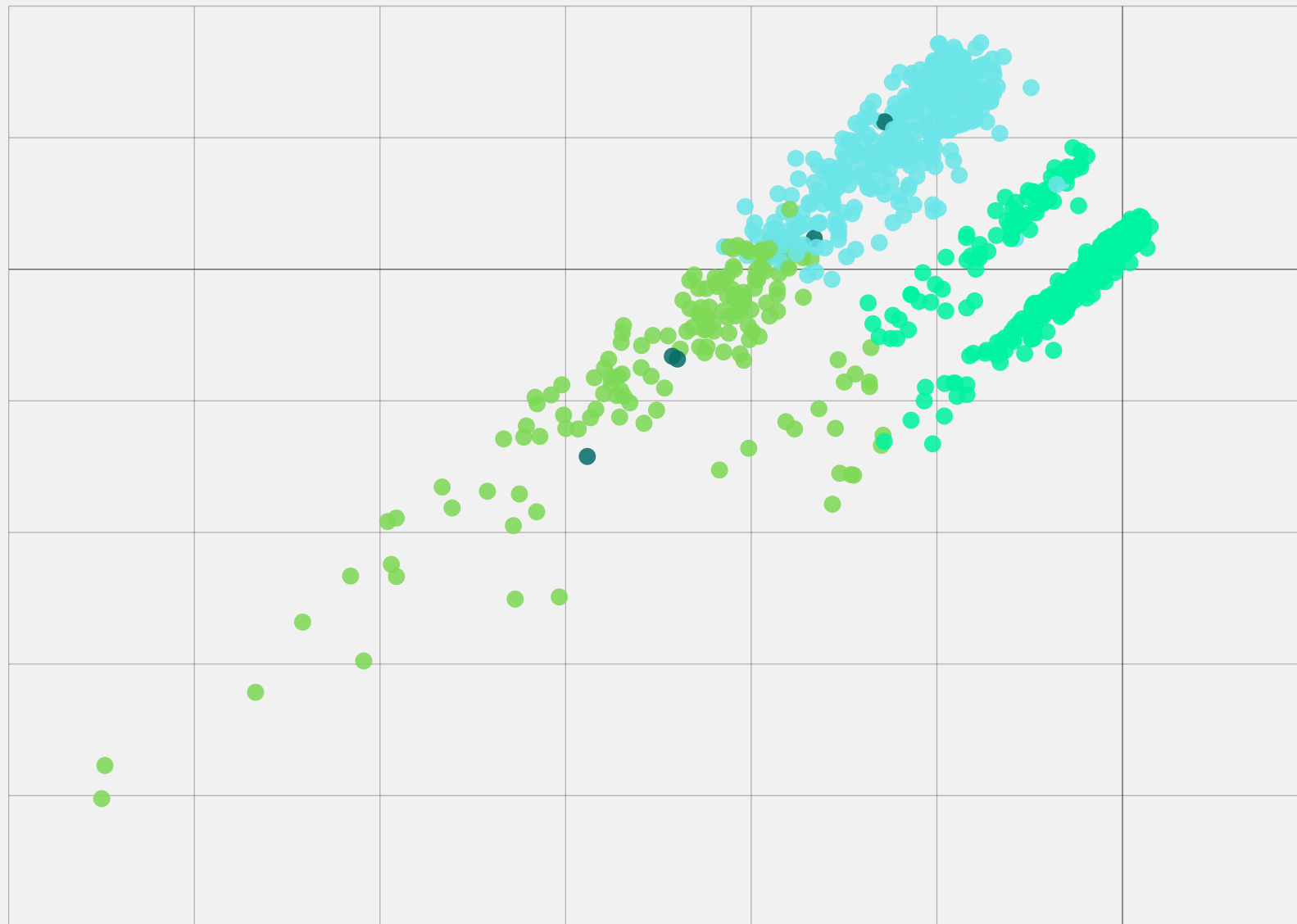
- 데이터셋에 존재하는 정보들로부터 **각 개별 질문에 대한 파생변수들**을 추가하여 분석을 실시, 질문의 특징과 유저들이 선호하는 질문셋을 확인

변수명	변수 설명
총 투표수	해당 질문에 대해 투표가 이루어진 총 횟수입니다.
총 후보자수	해당 질문을 생성하며 선택된 후보자의 수입니다. 후보자가 없는 경우 0으로 표시됩니다.
총 초성확인수	해당 질문에 대해 유저가 초성 확인 기능을 사용한 총 횟수입니다. 기록이 없는 경우 0으로 표시됩니다.
질문생성일수	가장 최근에 생성된 질문으로부터 해당 질문이 생성된 날짜까지의 차이(일 단위, +1) 입니다. (가장 최신 질문 기준 상대적).
카테고리	질문의 카테고리입니다.
키워드1	질문과 관련된 첫 번째 키워드입니다.
키워드2	질문과 관련된 두 번째 키워드입니다.
키워드3	질문과 관련된 세 번째 키워드입니다.
일일 초성확인수	일일 평균 초성 확인 횟수입니다. 계산 불가능 시 0으로 표시됩니다. (총 초성확인수로부터 계산).
일일 투표수	일일 평균 투표 수입니다. (총 투표수로부터 계산).
총 긍정리뷰수	해당 질문에 대한 긍정적 평가(신고 이유가 '어떻게 이런 생각을? 이 질문 최고!')의 총 수입니다. 없는 경우 0으로 표시됩니다.
총 부정리뷰수	해당 질문에 대한 부정적 평가(신고 이유가 '어떻게 이런 생각을? 이 질문 최고!'가 아닌 경우)의 총 수입니다. 없는 경우 0으로 표시됩니다.
총 획득포인트	해당 질문과 관련하여 사용자가 얻은 총 포인트 (양수 포인트 변화량의 합)입니다. 없는 경우 0으로 표시됩니다.
총 소모포인트	해당 질문과 관련하여 사용자가 잃은 총 포인트 (음수 포인트 변화량의 합)입니다. 포인트 손실이 없는 경우 0으로 표시됩니다.
총합 포인트	해당 질문과 관련된 총 포인트 변화량 (획득 포인트 - 손실 포인트)입니다. 없는 경우 0으로 표시됩니다.

질문 클러스터링

클러스터링 결과

● 2 ● 1 ● 4 ● 3



• 클러스터링 평가

- 실루엣 계수(Silhouette coef) : 0.691

• 결과 해석

• 클러스터1

- 최근 만들어졌고, 많이 이용되지 않았음 (질문생성일수 2.8)

• 클러스터2

- 만들어진 지 오래됐으며, 많이 이용되었고 비교적 긍정적 리뷰가 적었으며 종합하여 포인트를 '얻게' 만드는 질문임. '성격' 카테고리에 집중되어 있음.

• 클러스터3

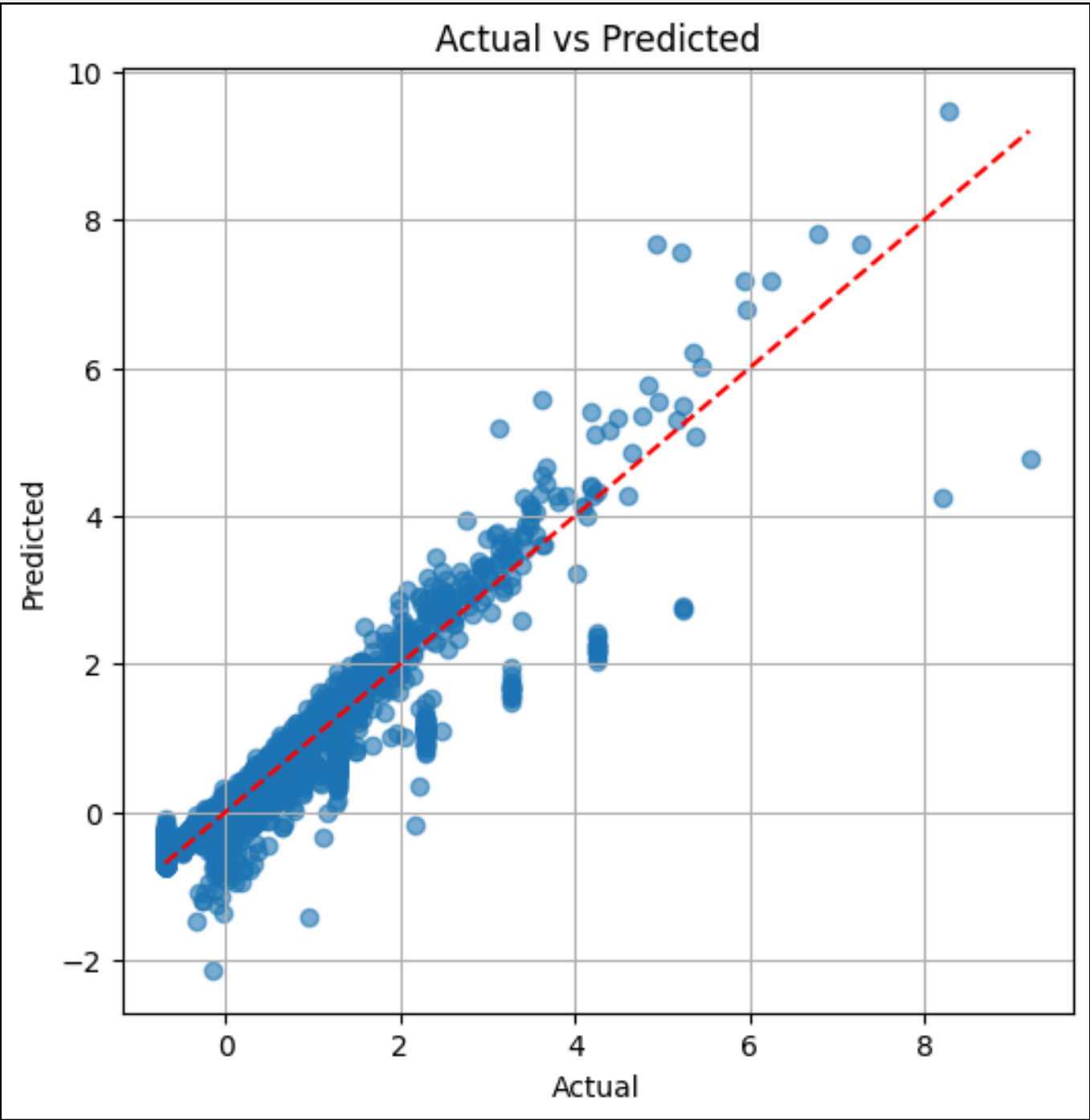
- 만들어진 지 오래됐으며, 많이 이용되었고 긍정적 피드백이 클러스터2에 비해 2배 이상이며, (2.8개 <-> 5.66개) 포인트를 '잃게' 만드는 질문임. '연애' 및 '성격', '외모' 카테고리에 집중되어 있음.

• 클러스터4

- 최근에 만들어졌고, 클러스터1보다는 자주 이용됨.
(일일 투표수 6.11 <-> 16.13) 얻고 잃은 포인트가 균형에 가까움.
클러스터2와 비슷한 초성확인수를 보임.

초성 확인 기능 회귀분석

회귀 분석 결과



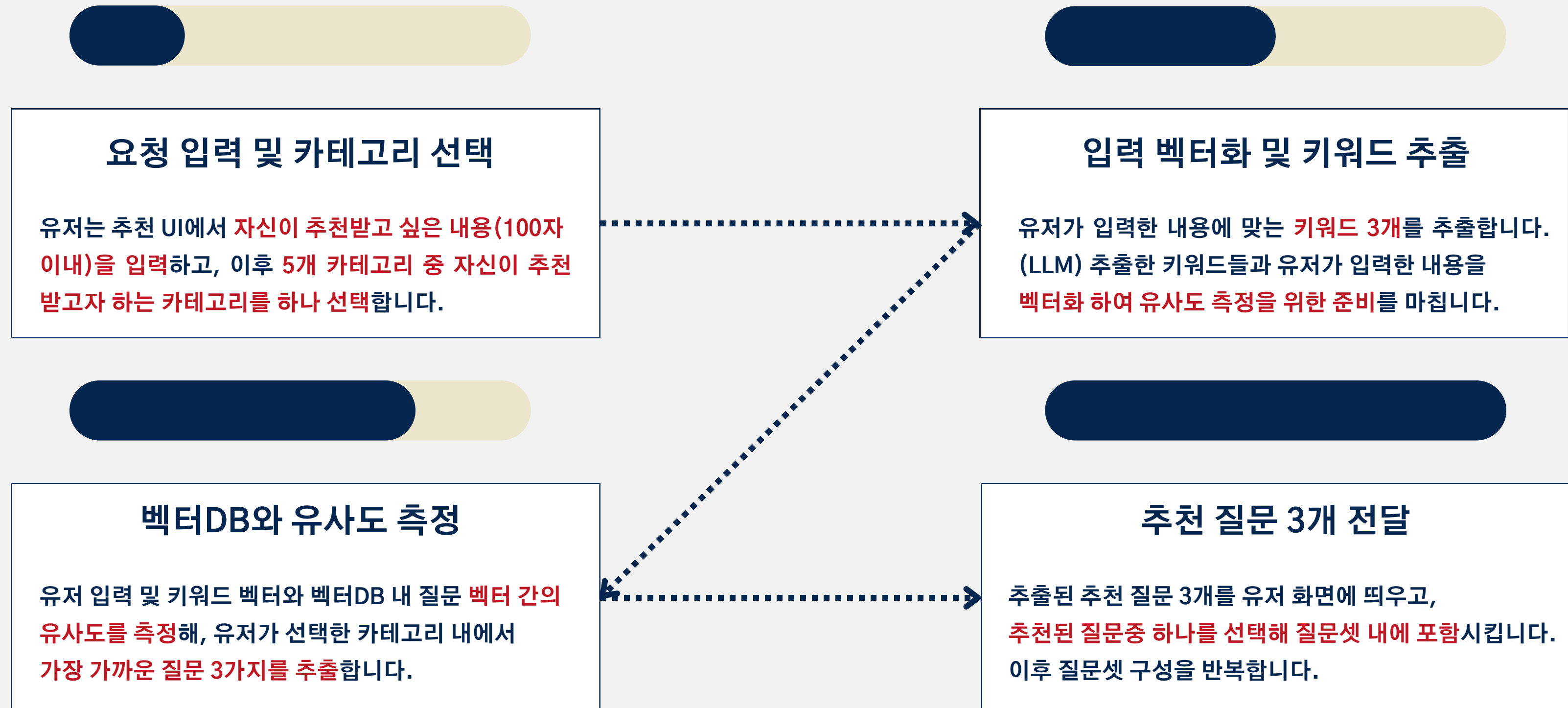
종속변수	일일 초성확인수
F통계량	794.2
결정계수	0.642 (64.2%)
조정 결정계수	0.641 (64.1%)

변수	회귀계수	표준오차	t통계량	p-value
총 투표수	0.482	0.022	22.156	0
총 긍정리뷰수	-0.1335	0.016	-8.598	0
총합 포인트	-0.5209	0.089	-5.834	0
카테고리_성격	-0.0391	0.013	-2.94	0.003
카테고리_연애	0.2447	0.02	12.028	0
카테고리_이미지연상	-0.0612	0.02	-3.003	0.003
카테고리_취미	-0.1576	0.027	-5.794	0

* p-value < 0.05인 변수만 출력

- 결과 해석
 - 회귀계수 측면에서 가장 높은 영향을 주는 것은 ‘총 투표수’(참여도), 그리고 ‘총합 포인트’였음.
 - 총합 포인트의 회귀계수는 음수값이므로, 초성확인수가 늘어날수록 줄어드는 특성을 보임.
 - 카테고리 중에서는 ‘연애’가 가장 높은 회귀계수를 보임.
 - 연애는 다른 p-value가 유효한 (통계적으로 유의한) 카테고리 중 유일하게 양수값의 회귀계수를 보임.
즉, ‘연애’ 카테고리의 질문일수록 초성확인이 통계적으로 유의하게 늘어나고 있음.
 - ‘성격’, ‘이미지연상’은 회귀계수가 음수값이지만 큰 값이 아니나, ‘취미’는 비교적 큰 음수값을 보임.
 - 즉, ‘취미’ 카테고리의 질문은 초성확인이 유의미하게 줄어든다고 해석할 수 있음.

추천 알고리즘 흐름도



벡터DB 구축

벡터DB 구성

- Huggingface의 **senctence-transformers 모델* 활용** *paraphrase-multilingual-mpnet-base-v2
- 전처리된 **question text** 및 **category, keyword(1~3)**로 **content** 구성
- 분석을 위해 추가된 **파생변수를 metadata**로 구성
- 그 결과 우측 표와 같이 **content**와 **metadata**로 최종적으로 생성됨

벡터DB 활용

- **content** **부분값을 임베딩 벡터화**하고, **유저로부터 받은 입력값들도 벡터화**
 - 텍스트의 벡터값들을 비교해 **유사도 측정 가능**
- **metadata** **부분의 각 데이터들을 통해 질문의 콘셉트도 추가 가능**
 - ex1. ‘유저들에게 가장 인기 있는 질문’ 옵션 추가 → 일일 초성확인수가 높은 질문만 추출
 - ex2. ‘유저들의 평가가 좋은 질문’ 옵션 추가 → 총 긍정리뷰수가 특정값 이상인 질문만 추출

feature	값
content : text to text 비교용	question_text + category + keyword 1~3
metadata : content에 대한 설명 데이터	총 후보자수
	총 초성확인수
	질문생성일수
	카테고리
	키워드1
	키워드2
	키워드3
	일일 초성확인수
	일일 투표수
	총 긍정리뷰수
	총 부정리뷰수
	총 획득포인트
	총 소모포인트
	총합 포인트

추천 질문 선정

유저 입력 텍스트로부터 키워드 추출

- Text: 유저가 입력한 **질문 추천 요청 문장**
 - ex. 배고프니까 관련된 질문을 추천해줘!
- Keyword_users: Text로부터 **추출된 키워드 3개**
 - ex. 배고픔, 야식, 음식

유저 입력 및 content 벡터 임베딩*

- **벡터DB의 content**를 벡터 임베딩
- Text 및 keyword_users도 마찬가지로 벡터 임베딩

* 벡터 임베딩 (Vector Embedding)

: 단어, 문장, 이미지 등 비정형 데이터를 실수값의 숫자 벡터로 변환하는 과정

게임을 잘하는 친구를 알 수 있는 질문을 추천해줘!

확인

연애

취미

외모

성격

이미지연상

벡터 임베딩

벡터값: 0.22141244145, 0.12356712, 0.74513451345

N차원 벡터에서 한 점에 위치!

추천 질문 선정

코사인 유사도 측정

- 먼저 Text와 질문 사이의 벡터값의 유사도를 코사인 유사도*로 측정 후 저장
 - * 코사인 유사도 (Cosine Similarity)
 - : 두 벡터의 내적을 길이의 곱으로 나누어 벡터 간 유사도를 측정하는 지표
- Text-질문 간 가장 유사한 질문의 키워드 값과 Keyword_users의 코사인 유사도를 측정 후 저장
- 두 유사도를 미리 조정된 가중치에 따라 곱한 후 합산하여 최종 유사도 산출

추천 질문 전달

- 유저가 선택한 'category'와 metadata의 'category'가 일치하는 경우만 필터링
 - 만약 유저가 카테고리를 잘못 선택한 경우(오류 시), 모든 카테고리에서 가장 가까운 질문을 추출
- 최종 유사도가 가장 높은 k개의 질문 전달
 - 파라미터 조절에 따라 개수 조절 가능, default option = 3
- 추천된 k개 중 유저는 하나를 선택하고 포인트를 지불

유저 요청 Text와 질문 사이 유사도 측정



FPS를 잘할 것 같은 친구는?

선택

홍삼게임 제일 잘 할 것 같은 사람

선택

게임을 제일 잘할 것 같은 사람은?

선택

결과 시연



Google Colab

 [google.com](https://colab.google.com)

감사합니다