

251209_C1

≡ Multi-select	
≡ 조원	박정우 유정하 이선주 황선희

▼ 3-1. 신규 기능 출시 전후의 유저 행동 변화 분석

Q1. 전체 사용자 수는 몇인가요?

```
SELECT COUNT(user_id)
FROM `project-name.dataset-name.table-name`
```

- 294478명

Q2. 날짜별 유저 수는 어떻게 되나요?

```
WITH ProcessedData AS (
  SELECT user_id, FORMAT_DATE('%Y-%m-%d', timestamp) AS TestDate
  FROM `nimble-chess-480301-r2.day3.abtest`
)
SELECT TestDate, COUNT(user_id) AS UserCount
FROM ProcessedData
GROUP BY TestDate
ORDER BY TestDate
```

행	TestDate	UserCount
1	2017-01-02	5783
2	2017-01-03	13394
3	2017-01-04	13284
4	2017-01-05	13124
5	2017-01-06	13528
6	2017-01-07	13381

1	2017-01-02	5783
2	2017-01-03	13394
3	2017-01-04	13284
4	2017-01-05	13124
5	2017-01-06	13528
6	2017-01-07	13381
7	2017-01-08	13564
8	2017-01-09	13439
9	2017-01-10	13523
10	2017-01-11	13553
11	2017-01-12	13322
12	2017-01-13	13238
13	2017-01-14	13329
14	2017-01-15	13449
15	2017-01-16	13327
16	2017-01-17	13322
17	2017-01-18	13285
18	2017-01-19	13293
19	2017-01-20	13393
20	2017-01-21	13475
21	2017-01-22	13423
22	2017-01-23	13511
23	2017-01-24	7538

Q3. Control 그룹과 Treatment 그룹은 각각 몇 명인가요?

```
SELECT `group`, COUNT(user_id)
FROM `nimble-chess-480301-r2.day3.abtest`
GROUP BY `group`
```

```
1 control 147202
2 treatment 147276
```

Q4. 랜딩 페이지(landing_page) 별로 몇 번씩 노출되었나요?

```
SELECT `landing_page`, COUNT(user_id)
FROM `nimble-chess-480301-r2.day3.abtest`
GROUP BY `landing_page`
```

```
1 old_page 147239
2 new_page 147239
```

Q5. 전체 전환율(전체 사용자 중 converted = 1인 비율)은 얼마인가요?

```
SELECT SUM(converted)/COUNT(*) AS ConversionRate
FROM `nimble-chess-480301-r2.day3.abtest`
```

```
1 0.11965919355605512
```

이상치 확인

group	landing_page	cnt
control	old_page	145,274
control	new_page	1,928
treatment	new_page	145,311
treatment	old_page	1,965

Q6. Control 그룹인데 new_page를 본 사용자 수는 몇 명인가요? (예외케이스)

```
SELECT COUNT(*)
FROM `nimble-chess-480301-r2.day3.abtest`
WHERE `group` = 'control' AND landing_page = 'new_page'
```

```
1928
```

Q7. Treatment 그룹인데 old_page를 본 사용자 수는 몇 명인가요? (예외 케이스)

```
SELECT COUNT(*)
FROM `nimble-chess-480301-r2.day3.abtest`
WHERE `group` = 'treatment' AND landing_page = 'old_page'
```

```
1965
```

Q8. 이상 케이스를 제외한 사용자 수는 몇명인가요? 앞으로의 분석은 이상 케이스를 제외한 사용자들만을 대상으로 진행해주세요.

```
SELECT COUNT(*)
FROM `nimble-chess-480301-r2.day3.abtest`
WHERE (`group` = 'treatment' AND landing_page = 'new_page')
OR (`group` = 'control' AND landing_page = 'old_page')
```

```
290585
```

290585 row 규모에 해당하는 데이터셋으로 분석을 진행했다.

Q9. 그룹 별 전환율은 각각 몇 %인가요? 그룹 별 전체 사용자 수, 전환 수, 그리고 전환율을 분석해주세요.

```
WITH ProcessedData AS (  
  SELECT *  
  FROM `nimble-chess-480301-r2.day3.abtest`  
  WHERE (`group` = 'treatment' AND landing_page = 'new_page')  
        OR (`group` = 'control' AND landing_page = 'old_page')  
)  
SELECT `group`,  
       COUNT(*) AS TotalUsers,  
       SUM(converted) AS ConvertedUsers,  
       SUM(converted)/COUNT(*) AS ConversionRate  
FROM ProcessedData  
GROUP BY `group`
```

행	group	TotalUsers	ConvertedUsers	ConversionRate
1	control	145274	17489	0.1203863045004612
2	treatment	145311	17264	0.11880724790277405

분석 내용

1. 왜 이탈하는가? (이게 비즈니스에 어떤 영향을 미치나?)

group	total_users	total_converted	conversion_rate
control	145,274	17,489	0.120386 (12.04%)
treatment	145,311	17,264	0.118807 (11.88%)

① 실험 결과, 새로운 페이지(new_page)는 기존 페이지(old_page) 대비 전환율이 높지 않았다.

- Control(old_page): 12.04%
- Treatment(new_page): 11.88%
- 차이: -0.16%p (유의미하지 않음)

즉, 새 페이지가 사용자 행동 개선에 기여하지 못하고, 기존 페이지 대비 전환 손실 위험까지 존재함.

통계적 유의성 검정

항목	값
Z-score	-1.3116
p-value	0.1896
통계적 유의성 ($\alpha = 0.05$ 기준)	유의하지 않음
해석	두 그룹 전환율 차이는 우연일 가능성이 높음 → 신규 페이지(new_page)가 기존(old_page)보다 전환율이 더 높다고 볼 수 없음

전환율 차이가 0.16%p(0.0016)이고

각 그룹의 샘플 수가 145k가 넘기 때문에 다음과 같이 결론이 나옵니다.

Z-test로 검정하면 p-value는 약 0.19 정도로 나옵니다.

→ 일반적 기준($\alpha = 0.05$)에서는 유의하지 않습니다.

즉, 전환율 차이가 있어 보이지만 통계적으로는 '유의한 차이 없다'는 결론입니다.

따라서 새 페이지(new_page)가 기존(old_page)보다 더 좋다고 볼 근거는 없습니다.

② 전환율 저하 원인 가능성

왜 오히려 전환율이 저하 되었을까를 생각해보면,

데이터 기반으로 추정하면 다음과 같은 UX 요인이 이탈을 발생시켰을 가능성이 높습니다:

- UI 변경이 오히려 사용자가 결정을 내리기 어려운 구조로 변했을 가능성
- 페이지 내 문구 변경 (UX writing) 등으로 인한 혼란 초래, 거부감 형성
- CTA(Call-to-action) 가시성 저하

- 시각적 복잡도 증가 또는 정보 구조 비효율
- 인디케이터 표시 오류, 로딩 속도 저하 등의 사용자 경험(UX) 불편 초래

이러한 일반적인 이유들에 해당되는 건이 있다면 VOC 등을 통해 실제 케이스를 확인해보고, 개선안을 도출해보면 좋을 것 같습니다.

③ 실험 오염(Contamination)이 발생함 → 전환 평가 왜곡 가능성

- Control인데 new_page 본 사용자: **1,928명**
- Treatment인데 old_page 본 사용자: **1,965명**

이는 **A/B 배정 로직의 구조적 결함**이며, 잘못된 페이지 노출이 발생한 만큼 전환율 비교를 희석시켰을 가능성이 존재합니다.

따라서, 실험에 결함이 있다고 판단했을때 이것을 어떤 기준으로 확인할것이며 분석 과정에서 어떤 액션을 취할지를 결정해봐야겠다고 생각했습니다.

일반적으로, 오염 비율이 다음 기준을 넘으면 관련해서 전처리를 하거나 **실험 폐기 후 재실험** 권장한다고 합니다:

- Control의 **10%** 이상이 잘못된 페이지 노출
- Treatment도 **10%** 이상 노출 오류

이번 실험의 오염 비율을 계산해봤을때

Control: $1,928/145,274 \approx 0.01327$ (약 **1.33% 오염**)

Treatment: $1,965/145,311 \approx 0.01352$ (약 **1.35% 오염**)

으로, 오염도가 비교적 낮은 수준이어서 실험을 폐기하기보다는 데이터 전처리와 통계적 해석의 보완만으로 충분히 해결 가능할것같습니다.

④ 비즈니스 영향

전환율이 0.1%p만 낮아져도,

해당 프로젝트의 분석 목표는 전환이 효과적이었는지 판단하기 위함으로

전환율이 매출에 단기적으로 어떤 직접적인 영향을 주는지 알고싶다면 월 방문자 수와 전환당 매출(Revenue per Conversion) 와 같은 지수로 계산해보면 좋습니다:

예를 들어 월 방문자 **100만** · 전환당 매출 **5,000원**이라고 가정하면:

| $100\text{만명} \times 0.1\% \times 5,000\text{원} = \text{월 } 5,000\text{만원 손실}$

따라서 이번 결과는 **새 페이지 론칭을 정당화할 만큼의 개선 효과가 없다**는 의미이며,

잘못된 롤아웃 시 오히려 매출이 하락할 수 있다고 해석할 수 있습니다.

2. 그래서 우리는 무엇을 해야할까? (구체적인 액션 플랜)

분석 결과를 기반으로 **3단계 실질적 액션 플랜**을 제안합니다.

액션 1) A/B 실험 로직 정비 및 오염 제거

오염률 1.3%는 결코 간과할만한 문제가 아니므로,

향후 실험의 신뢰도 개선을 위해 아래 단계를 제안할 필요가 있어보인다:

- 실험군/대조군 배정 로직 점검
- 페이지 라우팅 및 태깅 오류 점검

| 실험 신뢰도 확보 없이는 어떠한 인사이트도 비즈니스 의사결정에 활용하기 어렵다는 점을 간과하지마시다!

해결 방법 A: 실제 노출 기준으로 재정의(Exposure-based)

- assigned_group이 아니라 **exposed_page** 기준으로 그룹을 다시 정의합니다.

- 즉, 실제로 어떤 페이지를 봤는지가 전환율에 영향을 주므로 그것을 기준으로 실험군을 다시 구분합니다.

구현 예시

```
df['final_group'] = df['exposed_page'].map({
    'old_page': 'control',
    'new_page': 'treatment'
})
```

장점

- 실제 사용자 행동에 기반 → 전환율 차이를 더 정확하게 반영합니다.
- contamination을 자연스럽게 정리할 수 있습니다.

단점

- 실험 무작위성이 부분적으로 깨졌을 수 있음 → 전환율의 **인과 추론 성능 하락** 가능성이 있습니다.
- 노출 오류가 “비무작위적”이라면(예: 특정 기기·지역에서만 발생) bias가 생길 수 있습니다.

해결 방법 B — 오염된 사용자 제거(Intention-to-treat 정제)

assigned_group ≠ exposed_page 인 사용자를 모두 제외하고 순수한 실험군만 분석하는 방법입니다.

구현 예시

```
clean_df = df[df['assigned_group'] == df['exposed_page']]
```

장점

- 무작위 배정의 순수성을 유지합니다.
- 가장 “교과서적인” 인과추론 접근 방법입니다.

단점

- 제거되는 사용자가 많아 샘플 손실이 클 수 있습니다 (약 4K 사용자).
- contamination이 systematic했다면 bias가 여전히 남을 수 있습니다.

🔧 액션 2) 전환율 원인 분석 및 개선안 도출

구체적으로 VOC 채널과 엔드투엔드(E2E) 테스트 방법등을 확인하는 방법을 통해서,

UX 저하 이슈가 발생한 건이 있다면 실제 케이스를 확인해보고,

이와 관련해 세그멘테이션 분석을 진행해본다음 관련 부서에 개선안을 전달해보는것도한 좋을 것 같습니다.

🌟 최종 결론

새 페이지는 기존 페이지 대비 전환율 개선 효과가 없으며,
배정 오류까지 발견된 바 당장 신규 기능으로 출시하기 어렵다.

실험 로직 개선 → UX 수정 → 단일 요소 기반 후속 A/B 테스트가 필요하며,
현 시점에서의 ROI는 0 또는 음수로 판단된다.

피드백

- 통계적 검정 - 데이터 사이즈에 대한 고려를 해줘야한다
- 날짜별 데이터 조회 부분에 대한 활용이 이루어지면 더 좋았을것같다
 - 이걸 하면 오염에 대한 원인 분석을 해볼수있을것이다 →
 - 의사 결정 이후에도 전환이 효과적인가에 대한 확인을 하기 위한 목적으로 진행하는것인데 오염된 원인에 대한 분석과 결과를 도출했다고하면 실험 자체의 검증력이 떨어지는 부분이기때문에 꼭 짚고 넘어가보는게 좋을것같다

- Action 1 보완: 기술팀과 함께 실험을 배정하기위한 로직 코드를 점검해본다 ⇒ 구체적으로 어떤 시점에 오류가 발생했는지 파악, 재발 방지를 위해 QA 체크리스트를 구축해놓고 이 과정을 거쳤는지에 대해 확인해보기
- Action 2 보완: VOC 데이터를 충분히 수집하지 못할때도 많기때문에 페이지를 벗어날때 그 전에 사용자가 어떤 여정을 거쳐서 여기까지 왔는지에 대해 유추를 해보고 기능 점검을 해본다. 원인을 찾아냈다면 그걸 통해 분석하고, 혹은 원인에 대한 가설을 세워서 분석해보는것 또한 좋다