

# 중급\_2 프로젝트 보고서

DA\_08\_2팀

---

## 차례

1. 제안 배경 및 요약
    - a. 프로젝트 배경
    - b. 핵심 제안 전략 및 기대 효과 요약
  2. 문제 정의 및 현황 분석
    - a. 내부 데이터 분석
    - b. 외부 요인 분석
    - c. 문제점 및 인사이트 요약
  3. 구체적 실행 전략
    - a. 전략별 설명
  4. 결론 및 한계점
    - a. 제안 정리
    - b. 한계점
- 

## 1. 제안 배경 및 요약

### a. 프로젝트 배경

- 공유 오피스의 “3일 무료 체험 ” 데이터 사용
- 비즈니스 추이 예측 및 서비스 개선 방향성 제시
- 현 데이터 만으로 한계가 있다고 판단
- “J사”의 사례를 참고해 보다 현실적이고 보완적인 전략 방향을 도출

### b. 핵심 제안 전략 및 기대 효과 요약

- **회원권 추가하기**

- 단기 고객용 회원권 생성 → 이탈 고객층 확보 및 유입 경로 확대
- 특정 시간/요일 회원권 생성 → 선호 시간대 선택권 제공 및 합리적 가격 인식 생성

- **고객 첫 경험 개선**

- 첫날 종료 후 간단 만족도 조사, 피드백 반영 → 서비스 품질 향상을 위한 기초 데이터 확보
- 홈페이지/앱 기반 온보딩 개선(지점별 시설 안내, Wifi 이용, Team room 예약 등) → 초기 이용 편의성 강화 및 재방문을 제고

- **사무직 밀집 지역을 고려하여 새 지점 입지 제안**

- 사무직·프리랜서 밀집 지역을 전략적으로 선정 → 주요 타겟층 집중 공략

- **무료 체험 시스템 개선**

- 홈페이지/앱 내 무료 체험 시작일 변경 기능 제공 → 고객 이용 편의성 향상
- 지점별 무료 체험 예약 현황 조회 기능 도입 → 쾌적하고 여유로운 체험 환경 제공

## 2. 문제 정의 및 현황 분석

### a. 내부 데이터 분석

- **데이터 소개**

#	테이블명	테이블 설명	주요컬럼
1	trial_register	3일 체험 신청	유저 id, 3일 체험 신청 일시
2	trial_visit_info	3일 체험 신청자 일자별 방문 기록	유저 id, 날짜, 지점 id, 최초 입실 시각, 최종 퇴실 시각, 체류 시간
3	trial_access_log	3일 체험 신청자 출입 기록	유저 id, 지점id, timestamp, 출입 방향

#	테이블명	테이블 설명	주요컬럼
4	trial_payment	3일 체험 신청자 결제 여부	유저id, 결제 여부
5	site_area	지점별 면적	지점id, 지점 면적

## • 데이터 전처리

테이블	이상치	대처방안 (전처리)
trial_register	1) 같은 날 2회 3일 체험을 중복 신청한 경우 2) 서로 다른 날 2회 3일 체험을 중복 신청한 경우	1) 1개만 유지하고 나머지는 삭제 2) 최신 이력만 유지하고 나머지는 삭제
trial_visit_info	first_enter_time , last_leave_time 시간 불일치 및 결측 존재	퇴실 시간에서 입실 시간을 빼 stay_time 재계산 후 적용
	1) 모든 데이터가 동일한 완전 중복 row 존재 2) 같은 날 2개의 서로 다른 이력이 찍힌 유저 존재	1) 1개만 유지하고 나머지는 삭제 2) 해당 유저에 대한 데이터를 일괄 삭제
trial_access_log	입실/퇴실이 각각 연속적으로 찍힌 로그 존재	1분 내 연속적으로 찍힌 로그의 경우 나머지는 삭제하고 1개만 유지

## • 유저 속성 테이블 생성

### ◦ 방문 기록 테이블 ( trial\_visit\_info )

- last\_site\_id 생성 : 각 유저의 체험 마지막 날 이용한 site\_id 속성 생성
- stay\_time\_second\_total 생성 : 각 유저의 체험 기간 내 공유 오피스 총 체류 시간 생성

### ◦ 출입 기록 활용 ( trial\_access\_log )

- 방문 기록 테이블 내 각 유저별 총 입실 / 퇴실 횟수 카운트
- check\_in\_count\_total / check\_out\_count\_total 컬럼 생성하여 유저 속성 테이블에 적용

### ◦ 실제 체험 일차 생성 ( trial\_day )

- 각 유저의 첫 체험 날 최초 입실 시각과 체험 마지막 날 최후 퇴실 시각 활용
- 일단위로 계산하여 실제 체험 일차를 유저별로 산출
- 체험 신청~첫 방문 간격(일차) 생성 ( `trial_gap` )
  - 신청 기록 테이블( `trial_register` )의 날짜( `date` ) 활용
  - 방문기록 테이블의 첫 체험일 최초 입실 시각( `first_enter_time` )과 비교하여 산출

## • 모델 평가 결과

- 각 테이블을 유저 속성 기준으로 정리

컬럼명	컬럼 이름(한글)	컬럼 설명
<code>user_uuid</code>	사용자 ID	사용자 식별자
<code>last_site_id</code>	최종 지점 ID	사용자가 마지막으로 방문한 지점의 ID
<code>area_pyeong</code>	지점 면적(평)	사용자가 방문한 지점의 면적 (평 단위)
<code>stay_time_second_total</code>	총 체류 시간(초)	체험 기간 동안 사용자가 머문 시간의 총합 (초 단위)
<code>trial_day</code>	체험 일차	사용자가 체험한 총 일수
<code>trial_gap</code>	체험 간격	체험 등록일과 첫 체험일 사이의 간격 (일 단위)
<code>first_trial_covid_level</code>	첫 체험 시 코로나 단계	사용자가 처음 체험한 시점의 사회적 거리두기 단계
<code>start_trial_year</code>	첫 체험 연도	첫 체험이 시작된 연도
<code>start_trial_month</code>	첫 체험 월	첫 체험이 시작된 달
<code>start_trial_hour</code>	첫 체험 시간(시)	첫 체험 입장 시각 (시간 단위, 0~23)
<code>start_trial_day_of_week</code>	첫 체험 요일	첫 체험이 시작된 요일 (0=월 ~ 6=일)
<code>last_trial_covid_level</code>	마지막 체험 시 코로나 단계	사용자가 마지막으로 체험한 시점의 사회적 거리두기 단계
<code>final_trial_year</code>	마지막 체험 연도	마지막 체험이 끝난 연도
<code>final_trial_month</code>	마지막 체험 월	마지막 체험이 끝난 달
<code>final_trial_hour</code>	마지막 체험 시간(시)	마지막 체험 종료 시각 (시간 단위, 0~23)
<code>final_trial_day_of_week</code>	마지막 체험 요일	마지막 체험이 끝난 요일 (0=월 ~ 6=일)

컬럼명	컬럼 이름(한글)	컬럼 설명
check_in_total_count	총 입실 횟수	체험 기간 동안 사용자가 입실한 횟수
check_out_total_count	총 퇴실 횟수	체험 기간 동안 사용자가 퇴실한 횟수
is_payment	결제 여부	사용자가 체험 후 결제 고객으로 전환했는지 여부 (1=결제, 0=미결제)

## ◦ 다변량 로지스틱 회귀

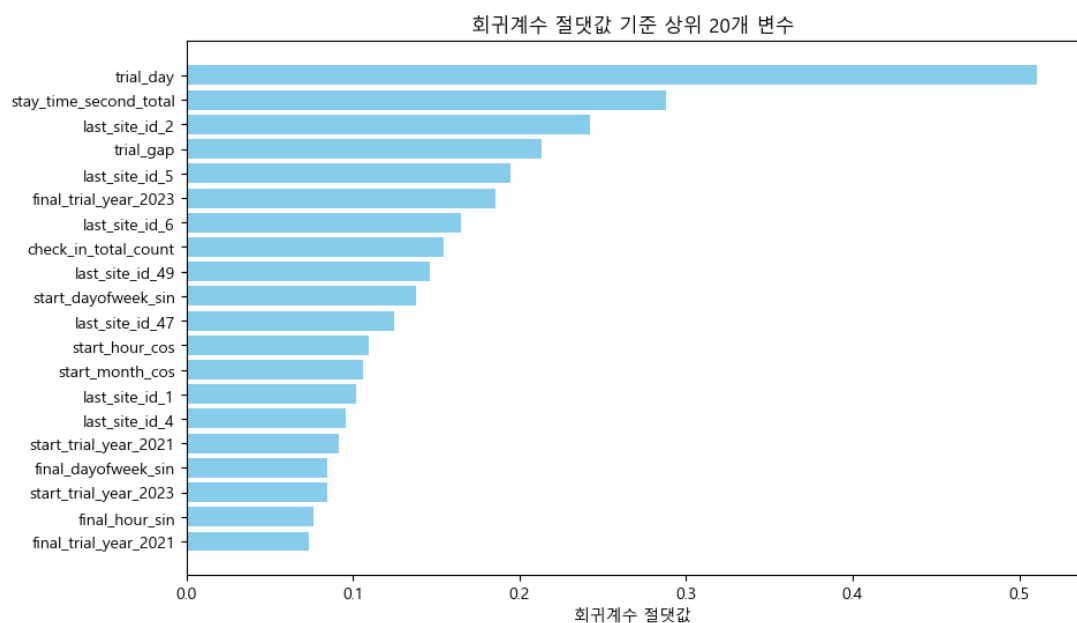
### ■ 모델 성능 요약

지표	값
Accuracy	0.61
Precision	0.476
Recall	0.587
F1 Score	0.526
ROC-AUC	0.615

### ■ Classification Report 결과

클래스	Precision	Recall	F1-Score
0 (비결제)	0.72	0.62	0.67
1 (결제)	0.48	0.59	0.53

### ■ 회귀계수 절댓값 기준 상위 20개 변수



- **XGBoost**

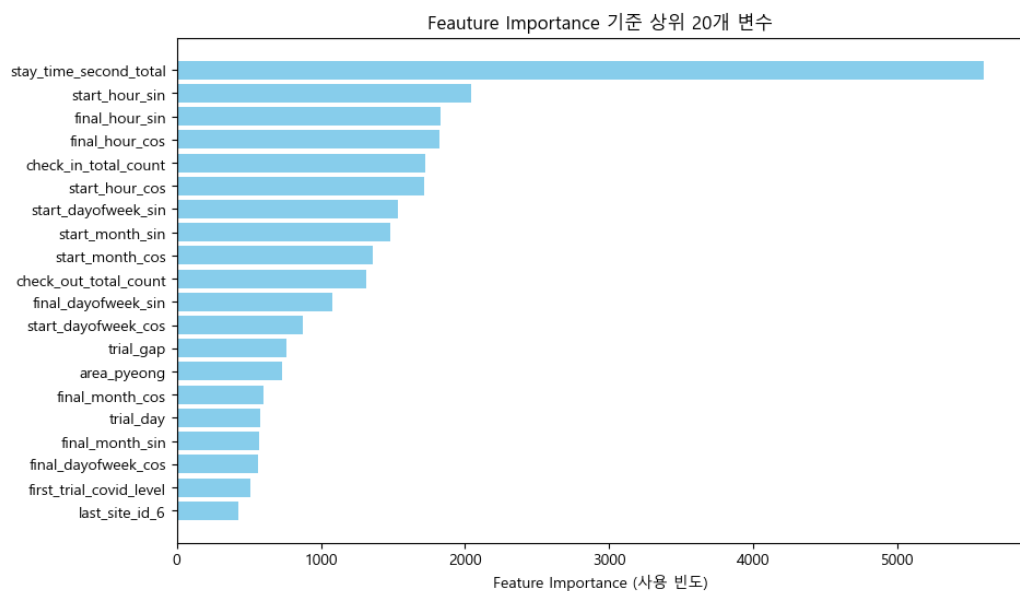
- 모델 성능 요약

지표	값
Accuracy	0.55
Precision	0.435
Recall	0.730
F1 Score	0.545
ROC-AUC	0.622

- Classification Report 결과

클래스	Precision	Recall	F1-Score
0 (비결제)	0.74	0.45	0.56
1 (결제)	0.44	0.73	0.55

- feature importance 기준 상위 20개 변수



- **로지스틱 회귀계수 및 Feature Importance 기반 EDA 진행**

- 체험 일차와 결제율의 상관관계

- 체험 일차( `trial_day` ), 체류 시간( `stay_time` ), 입·퇴실 횟수( `check_in/out total count` ) 사이에 높은 상관성이 보임
- 다른 변수의 영향을 통제하기 위해 다변량 로지스틱 회귀 분석 진행
- 입·퇴실 횟수를 모두 포함할 경우 다중공선성이 발생하여, 입실 횟수를 제외 최종적으로 VIF 값을 확인한 결과, 모든 변수가 5 미만으로 다중공선성 문제 해결

#### ○ 다변량 로지스틱 회귀 검증 결과

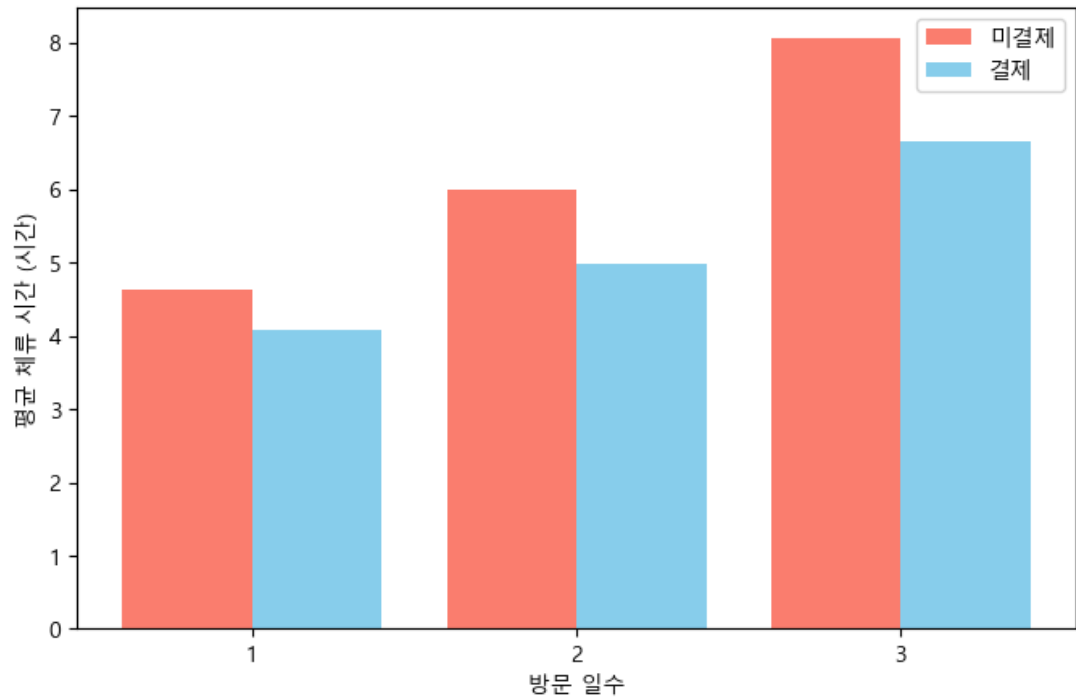
변수	coef	p-value
<code>trial_day</code>	0.6276	0.000
<code>stay_time_second_total</code>	-8.324e-06 *시간 단위로 계산 시 약 -0.03	0.000
<code>check_out_total_count</code>	-0.0245	0.003



체험 일차가 늘어날수록 해당 유저가 결제할 확률이 높아짐

#### ● 체류 시간과 결제율의 관계

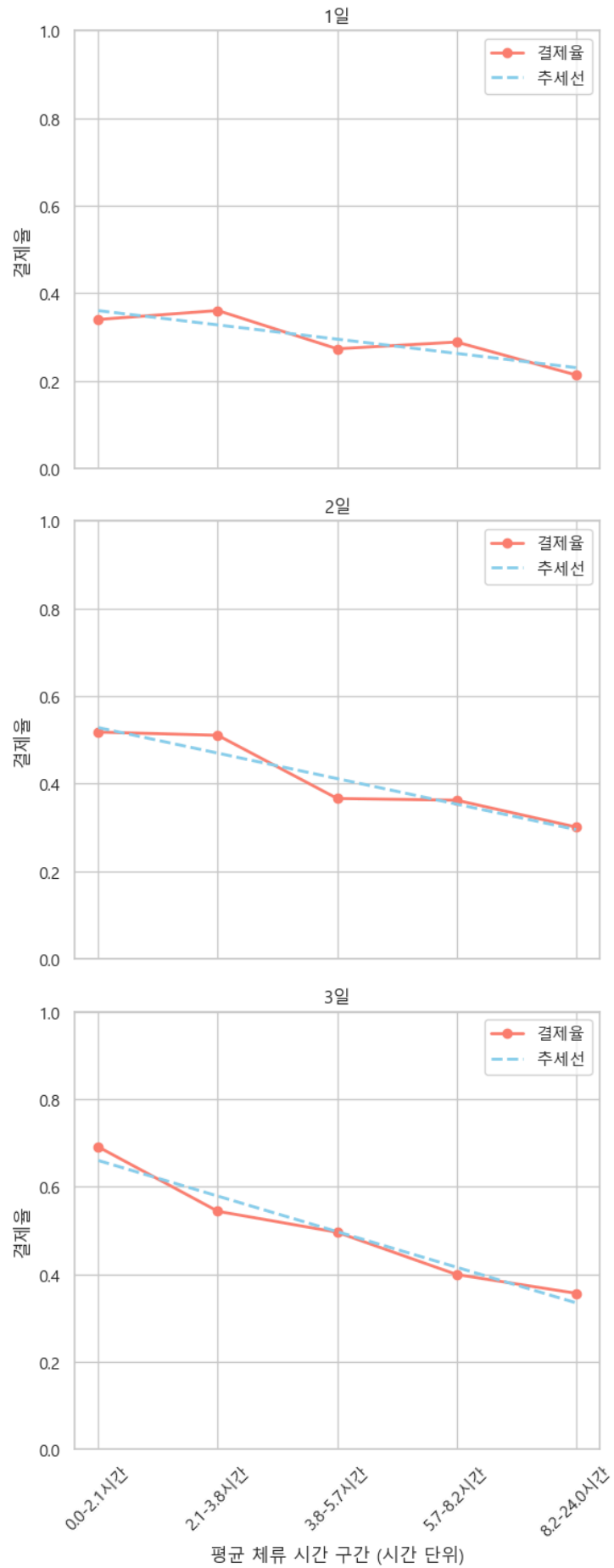
- 다변량 로지스틱 회귀 결과, 체류 시간이 1시간 늘어날수록 해당 유저의 결제 확률은 약 3% 감소
- 체류 시간이 결제율과 음의 상관관계를 맺는지 확인하기 위해 추가적인 시각화 진행
- 체험 일별 결제 여부에 따른 일일 평균 체류 시간



- 체험 일차와 무관하게 **미결제 그룹이 결제 그룹보다 일일 평균 체류 시간이 더 길었음**
- t-test 결과, 모든 체험 일차에서 **p-value < 0.05**로 두 집단의 차이가 통계적으로 유의

#### ○ 체험 일차별 평균 체류 시간 구간에 따른 결제율







체험 일차와 관계 없이 결제율 추세선이 음(-)의 기울기를 보여,  
체류 시간이 늘수록 결제율이 낮아지는 점 확인

○ 체류 시간과 결제율 사이에 음의 상관관계가 나타나는 이유

- 미결제 그룹의 평균 체류 시간이 결제 그룹보다 더 높은 것을 확인
- 이전 다변량 로지스틱 회귀에서 퇴실 횟수가 결제율에 부정적 영향을 미친다고 나타난 것을 바탕으로 추가 분석 진행

변수	coef	p-value
check_out_total_count	-0.0245	0.003



입/퇴실을 자주 반복하는 이용자는 서비스 불만족 고객 이라고 가정

■ 검증 1: 체류 시간이 긴 집단의 결제 여부에 따른 입/퇴실 빈도 차이

- 중앙값 기준으로 체류 시간이 긴 집단을, 미결제 집단과 결제 집단으로 분리
- 유저별 체류 시간을 입/퇴실 횟수로 나눠, 빈도의 차이를 확인

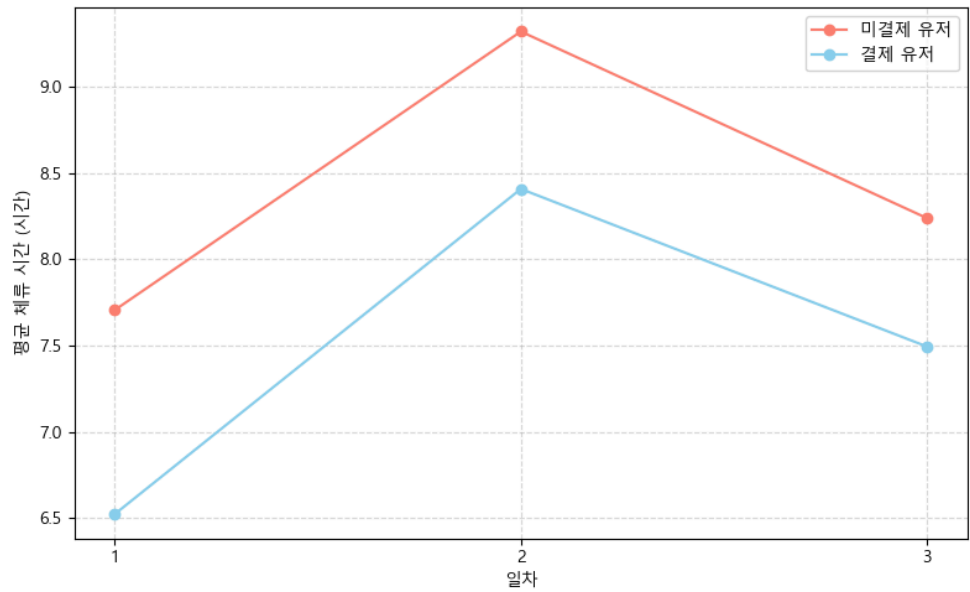
변수	t_stat	p_value
check_in_frequency	-1.3312	0.1833
check_out_frequency	-1.5339	0.1252



결제 여부에 따른 입/퇴실 빈도엔 유의미한 차이가 없었음

■ 검증 2: 체류 시간이 긴 집단의 결제 여부에 따른 일차별 체류 시간

- 미결제 그룹은 체험 후반부로 갈수록 체류 시간이 감소할 것이라 가정



체험 일차별 결제/미결제 그룹 체류 시간엔 유의미한 패턴 차이가 없음

- 검증 결과, 체류 시간이 긴 고객(미결제 그룹)이 서비스 불만족 고객이란 가정은 기각

## • trial\_gap의 데이터 분포

### ◦ trial\_gap

trial\_register의 date와 trial\_visit\_info에서 해당 user\_uuid가 처음으로 등장한 date의 일수 차이

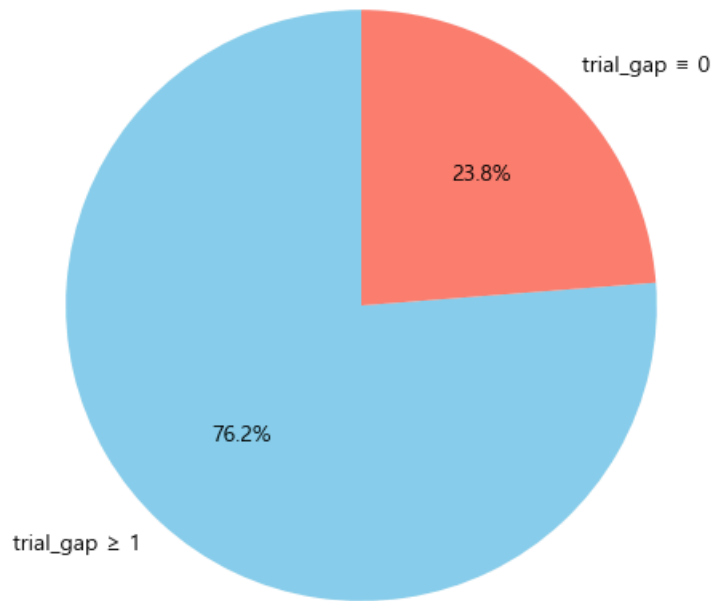
- 즉, trial\_register의 date는 무료 체험을 시작하기로 '예약'한 날짜

- 체험 일차와 trial\_gap의 관계

trial_gap	1일 체험	2일 체험	3일 체험
0	665	360	278
1	1231	1087	895

trial_gap	1일 체험	2일 체험	3일 체험
2	632	332	0
3	2	0	0

◦ 신청한 당일 체험한 고객 비율 확인



예약한 날짜에 오지 않은 고객은 전체에서 76.2%를 차지함

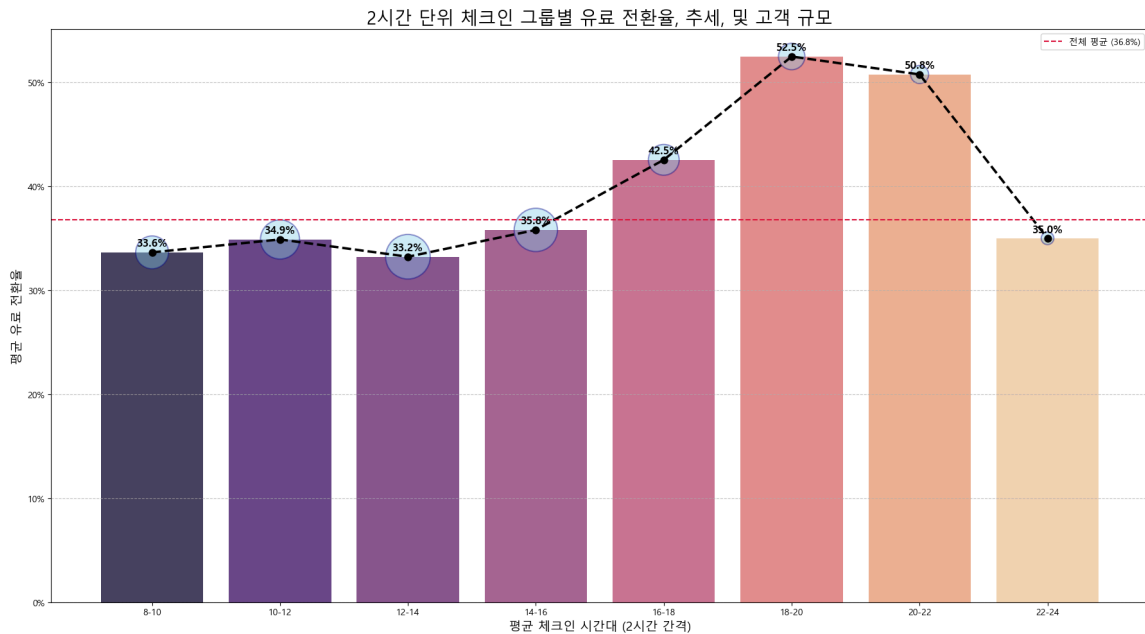
• **지점과 결제율의 관계**

변수	Chi-square	p-value	df
last_site_id	32.4303	0.000	8

- p-value = 0.05, 이용한 지점별로 결제율이 유의미하게 차이남
- 하지만 지점별 결제율 차이가 어디서 발생했는지를 내부 데이터만으로 판단에는 한계점 존재  
→ 따라서 외부 데이터를 추가적으로 탐색·분석할 필요성이 제기됨

- **체크인 시간과 유료 결제율 관계**

- **체크인 그룹별 전환율·추세·고객 규모 (2시간 단위)**



- 점심 시간대(12 ~ 14시)는 고객 유입은 많지만 결제율 낮음(33.2%)
- 오후(14 ~ 18시)는 유입도 많고 결제율도 상승하는 핵심 시간대(35% ~ 42%)
- 저녁(18 ~ 20시)는 결제율이 가장 높아 효율적인 타겟 시간대(52.5%)

## 카이 제곱 검증 결과

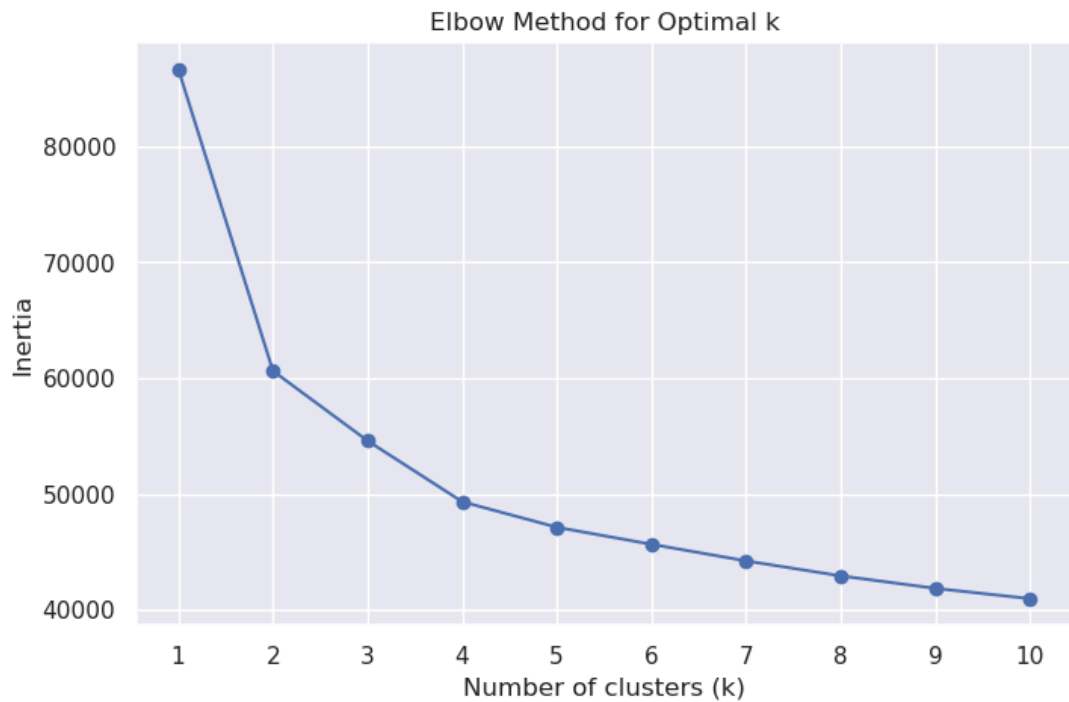
기준	Chi-squared statistic	P-value	비고
고객 입실 시간 구간	70.4977	0.0000	통계적으로 유의미함

- **K-means 클러스터링 진행**

- **데이터 전처리**

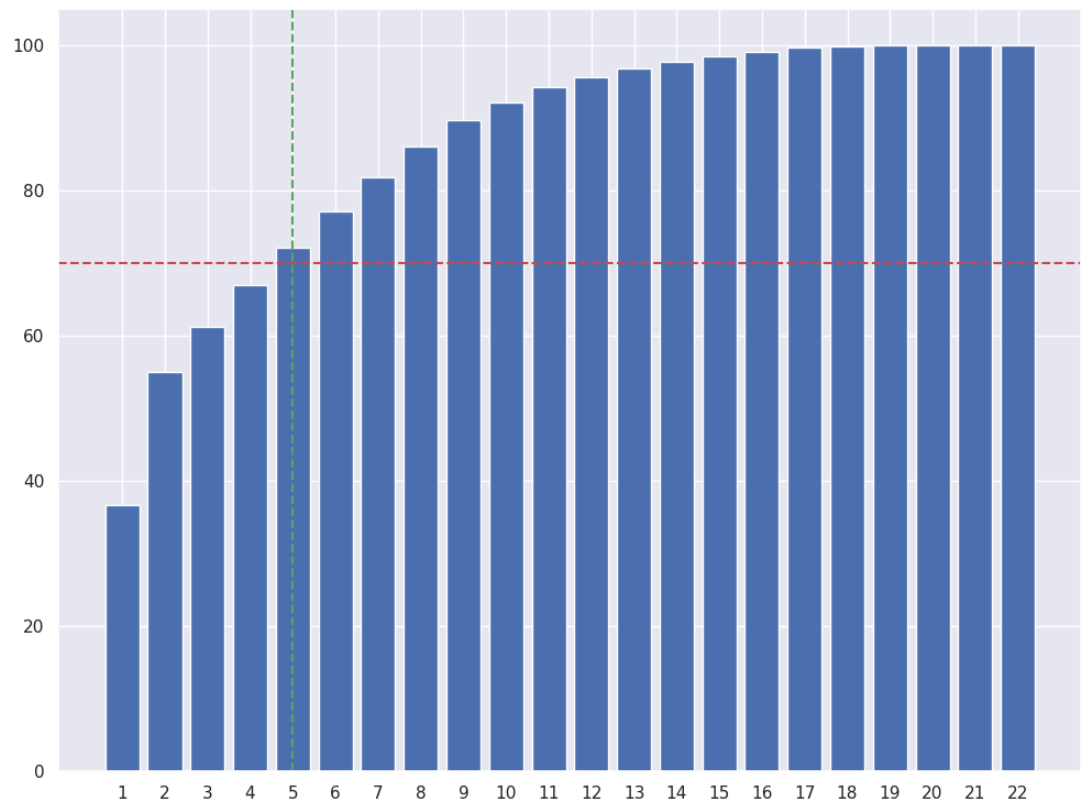
- `stay_time_second_total` , `check_in/out total count` 이상치 데이터 제거
    - 시계열 데이터 → cyclic encoding
    - 수치형 데이터 → box-cox 정규화 및 표준화 진행

- **Elbow Flow 확인**



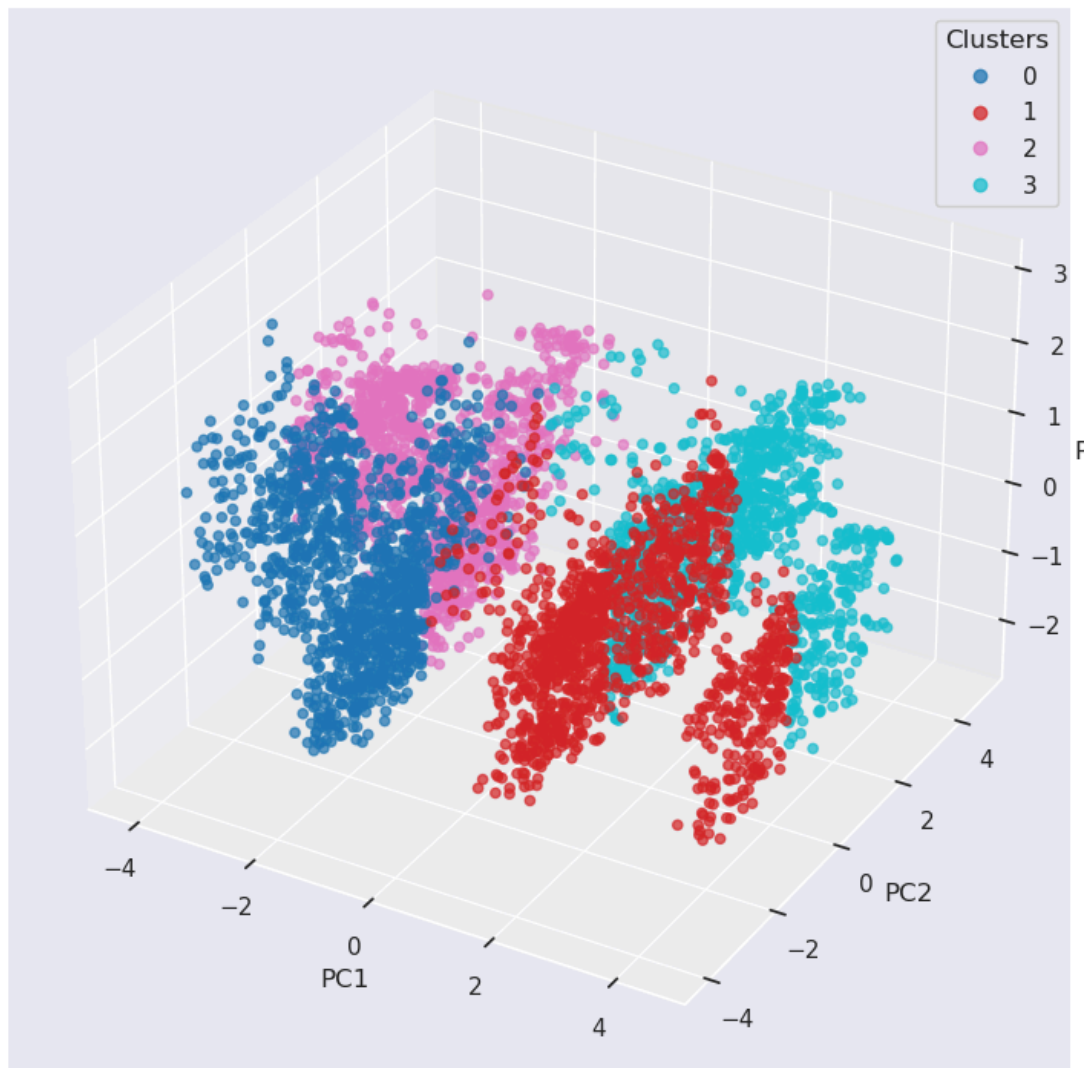
4~6 구간 중에서 고객군 분석에 가장 적합한 4를 선택

- **분산 누적합을 통한 최적의 주성분 수 설정**



○ 3D 그래프 확인

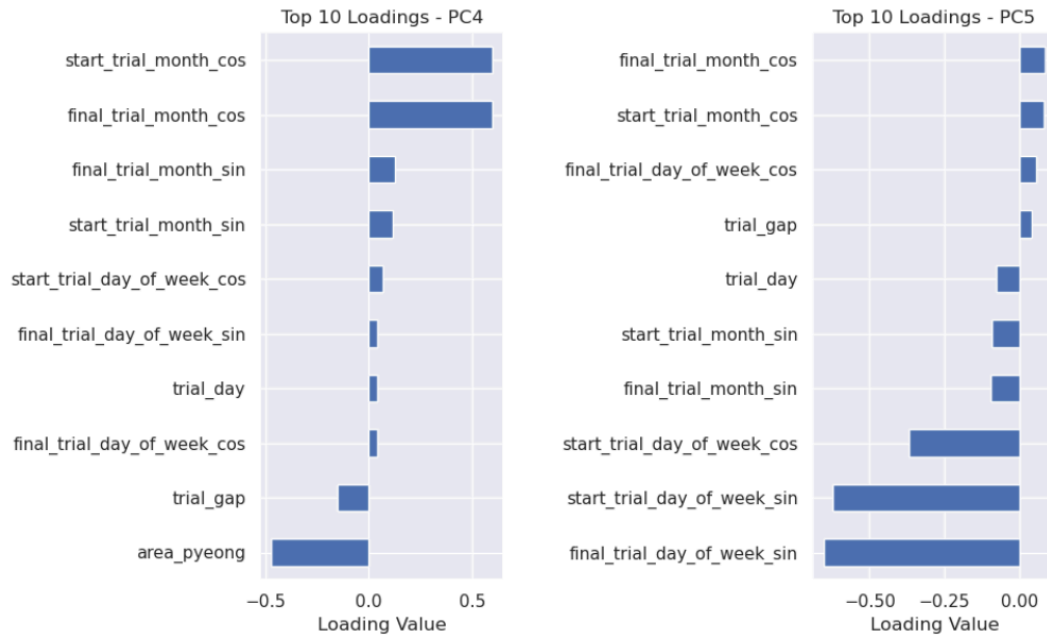
3D PCA Result with Cluster Labels



## ○ PCA 로딩값 확인







PC	설명
PC1	지점별 결제율
PC2	이용 강도 (이용 시간·빈도)
PC3	지점 규모(평수) + 이용 횟수
PC4	체험 시작·종료 시점 (체험 시기 관련)
PC5	요일/월별 패턴 (시간 관련 요인)



- 파랑(0) : 결제율이 낮은 지점에서 오래 사용하는 고객군
- 빨강(1) : 결제율이 높은 지점에서 오래 사용한 고객군
- 분홍(2) : 결제율이 낮은 지점에서 짧게 사용한 고객군
- 민트(3) : 결제율이 높은 지점에서 짧게 사용한 고객군

## ○ 클러스터별 결제율 분석

	kmeans_label	payment_rate	sample_size
0	0	31.64	1220
1	1	38.51	1327
2	2	35.33	1268
3	3	42.30	1085



- 🟦 파랑(0) : 31.64 % → 다른 군집 대비 서비스 이용이 길지만, 결제까지 이어지지 않는 고객군
- 🟥 빨강(1) : 38.51 % → 다른 군집 대비 서비스 이용이 길고, 결제율도 중상으로 높은 고객군
- 🌸 분홍(2) : 35.33 % → 다른 군집 대비 서비스 이용도 짧고, 결제율도 중하인 고객군
- 🌿 민트(3) : 42.30 % → 다른 군집 대비 서비스를 짧게 이용했지만, 결제율이 가장 높은 고객군

#### ◦ 카이제곱 검증 결과

- Chi - square 통계량 : 30.94
- p - value : **8.76e-07 ( $\approx 0.000000876$ )**
- 자유도 : 3
- 위 인사이트들을 바탕으로 더 정확한 해석을 하고자 외부 요인 분석을 진행

## b. 외부 요인 분석

### • 공유 오피스 "J사" 지점 정보 반영

- 현 데이터와 가장 유사한 정보가 나타나는 "J사" 선정
- site\_id 특성을 분석하기 위해 "J사"의 지점 정보를 반영
- site\_id를 "J사" 호점순으로 대조하여 지정
- site 47, site 49는 최근 개점한 지점으로 데이터 수 부족(300 ↓) 참고하여 분석

site_id	최초 체험자 등장 일자	J사 지점
1	2021-07-02	1호점 (50평)
2	2021-06-30	2호점 (100평)
3	2021-06-30	3호점 (150평)
4	2021-06-30	4호점 (100평)
5	2021-09-03	5호점 (150평)

site_id	최초 체험자 등장 일자	J사 지점
6	2021-11-15	6호점 (150평)
17	2022-08-08	7호점 (50평)
47	2022-12-09	8호점 (50평)
49	2023-04-22	9호점 (50평)

## • 각 지점별 가장 가까운 역 근처 사무직군 수요 조사

### ◦ 지점별 결제율 순위 조사

순위	site_id	결제율 (%)
1	5	45.01
2	1	39.31
3	4	38.99
4	3	38.62
5	49	37.70
6	17	34.20
7	6	34.01
8	2	33.15
9	47	32.06

### ◦ 상위 세 지점 / 하위 두 지점(site\_id 47 제외) 가장 가까운 역 근처 사무직군 수

### ◦ 통계지리정보서비스(SGIS) 기준 해당 지점 지역 사무직군 일자리 수 조사

#### ■ 상위 지점

- site\_5 : 주변 역 대비 사무직군 수 약 5 ~ 14배 많음
- site\_1 : 주변 역 대비 사무직군 수 약 4 ~ 23배 많음
- site\_4 : 주변 역 대비 사무직군 수 약 7 ~ 80배 많음

#### ■ 하위 지점

- site\_6 : 주변 역 대비 사무직군 수 약 3 ~ 55배 적음
- site\_2 : 주변 역 대비 사무직군 수 약 1.3 ~ 2.8배 많음

### ◦ 상위 지점 특징

- 공통적으로 주변 역 대비 사무직군 수가 수 배에서 수십 배 많음
- 결제율이 높은 지점일수록, 주변 사무직군 밀집도가 매우 높음

### ◦ 하위 지점 특징

- 사무직군 수요 기반이 약한 지역
- 주변 대비 1 ~ 3배 많지만, 차이가 미미하여 상위 지점 대비 경쟁력

### ◦ 클러스터에 외부 요인 인사이트 적용



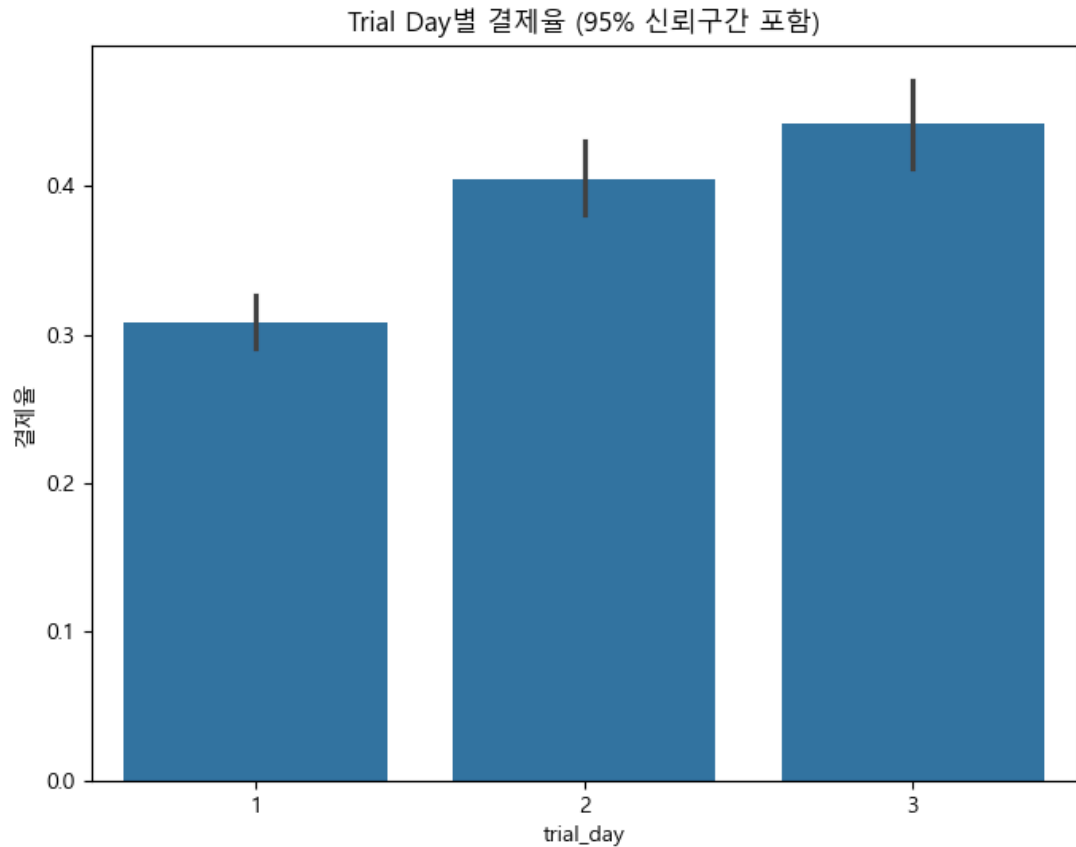
- 파랑(0) : 31.64 %  
→ 비사무 밀집 지역 지점에서 다른 고객군 대비 체류시간이 긴 고객군
- 빨강(1) : 38.51 %  
→ 사무직 밀집 지역 지점에서 다른 고객군 대비 체류시간이 긴 고객군
- 분홍(2) : 35.33 %  
→ 비사무 밀집 지역 지점에서 다른 고객군 대비 체류시간이 짧은 고객군
- 민트(3) : 42.30 %  
→ 사무직 밀집 지역 지점에서 다른 고객 대비 체류시간이 짧은 고객군

### ◦ 위 인사이트를 통해 지점 입지가 결제율에 미치는 영향을 명확히 확인

## c. 문제점 및 인사이트 요약

### • 인사이트 정리

- 체험 일차( **trial\_day** )가 늘어날 수록 결제율 증가



- 미결제 그룹의 체류 시간( `stay_time` )이 더 긴 것으로 나타남
  - 즉, 체류 시간( `stay_time` )으로 봤을 땐 결제율과 음의 상관관계를 가짐
  - 또한, 그룹별 결제 여부에 따른 입/퇴실 이력의 유의미한 차이는 없었음
- `site_id` 와 결제율에 유의한 상관관계가 존재
  - `site_id` 별 결제율 순위 선정
  - 외부 데이터 적용 시, 사무직 밀집 지역에 위치한 지점의 순위가 상위권에 분포
- 고객군 특징 확인
  - 비사무 밀집 지역 지점 장기 체류 고객군의 결제율은 낮은 것으로 나타남
  - 사무직 밀집 지역 지점 장기 체류 고객군의 결제율은 중상위권 수준으로 나타남
  - 사무직 밀집 지역 지점 단기 체류 고객군의 결제율이 가장 높은 것으로 나타남
  - 18시~22시 사이에 입실한 고객군군의 결제율이 더 높은 것으로 나타남

- 문제점

- 체류 시간이 긴 집단의 결제율이 낮게 나타남
- 3일 무료 체험을 전부 누리지 못하는 고객들이 존재
- 3일 무료 체험 중 하루만 이용하고 이탈하는 고객군 존재
- 비사무 밀집 지역 내 위치한 지점 결제율이 낮음

---

### 3. 구체적 실행 전략

#### a. 전략별 설명

##### ▼ 1. 회원권 종류 추가

- 배경

- 이용 패턴 분석 결과, 미결제는 고객 경험 불만족 때문이 아닌 것으로 판단  
→ “체류 시간이 길다 → 서비스 문제 아님 → 가격 부담감을 느낄 것이다.” “J사” 현존하는 회원권 종류

- “J사”의 현존하는 회원권 종류

- 기본 회원권: 월 33,000원, 하루 1시간, 추가 시간당 요금 발생 (3,300원)
  - 소규모 이용자에게는 합리적이지만, 장시간 이용자에게는 상대적으로 비쌈

$$\text{기본 1시간 요금} = \frac{33,000}{30} \approx 1,100\text{원}$$

$$\text{평균 시간당 요금} = \frac{1,100 + 3,300}{2} = 2,200\text{원/시간}$$

- 무제한 회원권: 월 385,000원, 24시간 무제한, 추가 요금 발생 안 함
  - 현실성을 고려해 하루 약 12시간을 이용한다 가정

$$\text{평균 시간당 요금} = \frac{385,000}{12 \times 30} \approx 1,068\text{원/시간}$$

- 제안

- 야간 무제한 이용권

- 이용 가능 시간: 평일 18:00~05:59 무제한 이용 가능
    - 가격 산정
      - 주요 타겟은 퇴근한 직장인이므로, 현실적인 이용 시간을 고려
      - 월 30일 기준 약 6시간/평일 × 22일 ≈ 132시간

$$\text{가격} = 132 \times 1,200(\text{원}) \approx 158,400(\text{원})$$

- 주 1회 이용권

- 이용 가능 시간: 주 1회 24시간 무제한 이용 가능
    - 가격 산정
      - 월 4회 기준 4주 × 12시간 ≈ 48시간

$$\text{가격} = 48 \times 1,300(\text{원}) \approx 62,400(\text{원})$$

- 단기 종일 이용권

- 이용 가능 시간: 기간 내 24시간 무제한 이용 가능 (1일/3일)
    - 가격 산정
      - 1일권

$$\text{가격} = 12 \times 1,600(\text{원}) \approx 19,200(\text{원})$$

- 3일권

$$\text{가격} = 19,200(\text{원}) \times 3 \times 0.90 \approx 51,300(\text{원})$$

- 기대 효과

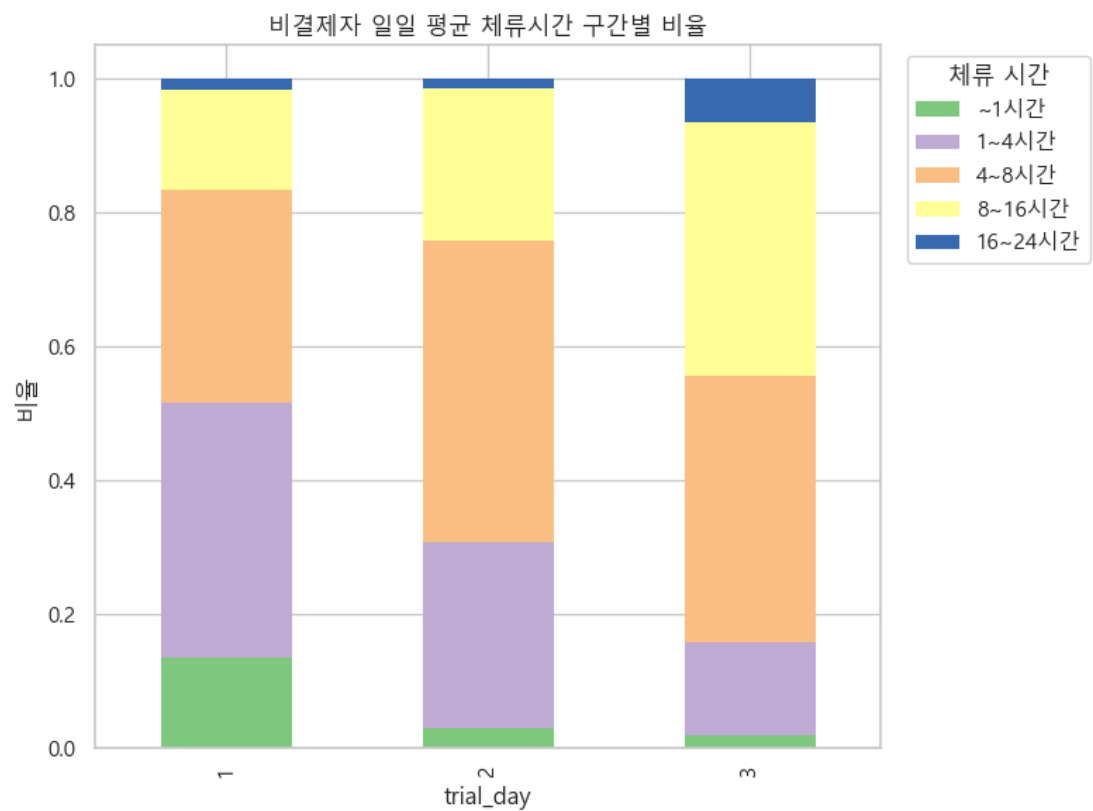
- 고객 세분화 대응 강화
  - 이탈 방지 및 매출 회수
  - 단기 체험권 이용자의 장기 체험권 전환율 확장 기회
  - 미결제 장기 체류 고객 전환율 증가

## ▼ 2. 첫 체험 개선 방향

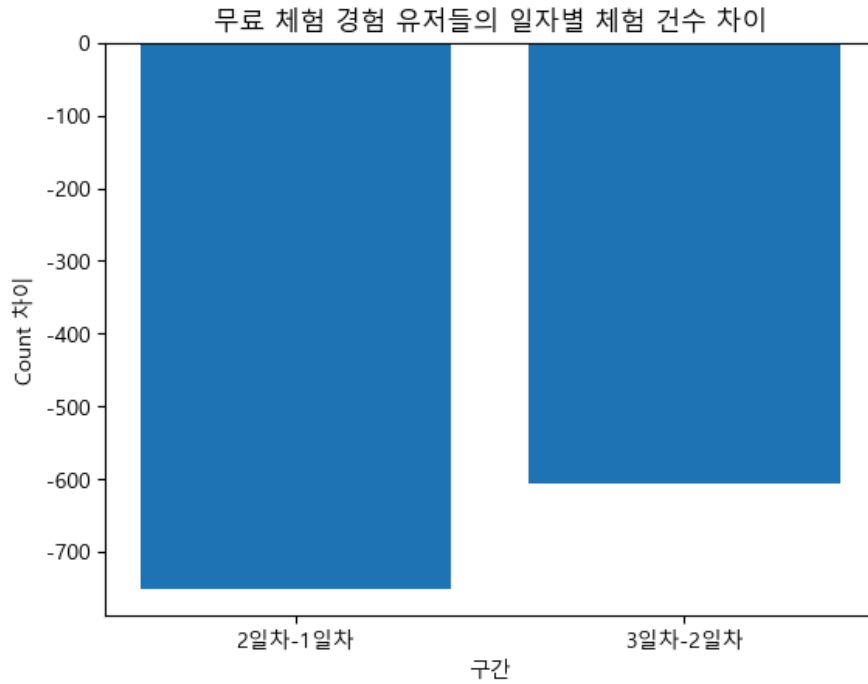
- **배경**

- 체험 일차가 증가할수록 결제율 상승을 확인
- 하지만 체험을 얼마 하지 않고 이탈하는 유저들 다수 발생

→ 조기 이탈을 막기 위한 전략의 필요성







**1일만 이용한 집단 중 1시간 미만으로 이용하고 간 사용자가 13.5%로, 다른 집단보다 큼**

**즉, 시설과 서비스를 충분히 경험해보지 못한 상태에서 이탈하는 고객 존재**

#### • 제안

- 체험 1일차 고객 경험 강화 도입 (개인 맞춤형 가이드, 주요 기능 소개, 혜택 리마인드)
- 체험 1일차 고객 타겟 간단 설문 진행 : 시설 만족도, 출/퇴실 만족도 등

#### • 기대 효과

- 조기 이탈률 감소
- 사용자 행동 데이터 기반 맞춤형 운영 전략 수립에 활용

### ▼ 3. 사무 밀집 지역 고려하여 입지 선정

#### • 배경

주변 지역에 비해 사무직군이 밀집한 곳에 위치한 지점의 결제율이 더 높았음.



- **상위 지점**

- site\_5 : 주변 역 대비 사무직군 수 약 5 ~ 14배 많음
- site\_1 : 주변 역 대비 사무직군 수 약 4 ~ 23배 많음
- site\_4 : 주변 역 대비 사무직군 수 약 7 ~ 80배 많음

- **하위 지점**

- site\_6 : 주변 역 대비 사무직군 수 약 3 ~ 29배 적음
- site\_2 : 주변 역 대비 사무직군 수 약 1.3 ~ 2.8배 많음

- **제안**

- 지점을 늘린다면 사무직 밀집 지역 위주로 신규 입지 검토

- **기대 효과**

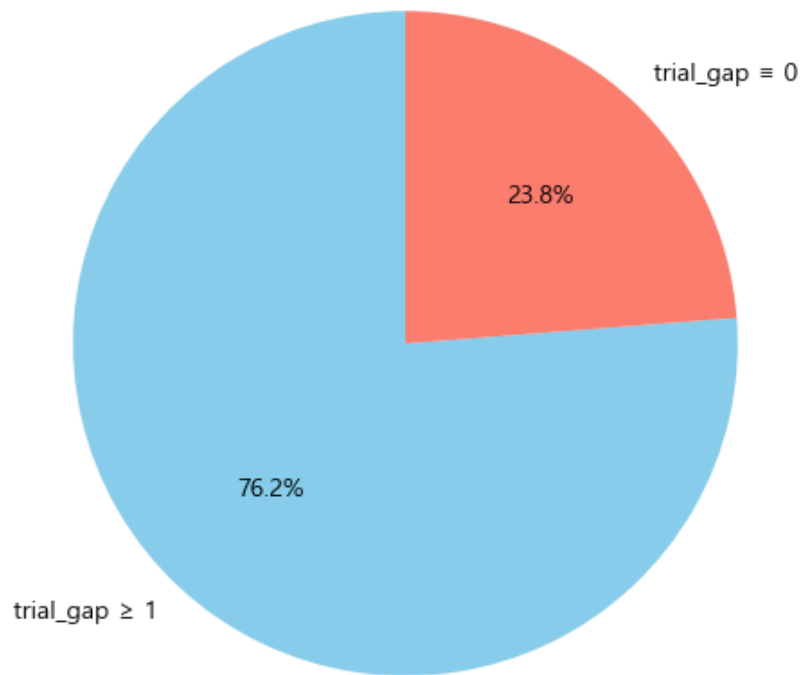
- 사무직 이용자의 반복 방문 유도 → 충성 고객 확보 가능
- 접근성이 우수하여 신규 고객 유치에 기여 → 장기적인 결제 전환율 향상

## ▼ 4. 무료 체험 시스템 개선

- **무료 체험 시작일 설정 정책 제안**

- **배경**

- 예약일에 방문하지 않아 무료 체험 3일을 온전히 활용하지 못하는 고객 비율이 높음



갑작스런 일정 변경 등 고객 개인 사정으로 인한 상황이라 판단  
→ 이용 만족도가 낮아지고, 실제 서비스 전환율에 부정적인 영향을 받음

#### ○ 제안

- 무료 체험 시작일을 사용자가 직접 변경할 수 있는 기능 제공 (전화, 홈페이지, 앱 등)
- 단, 무료 체험 시작일 변경은 1회로 제한
- 무료 체험 시작 하루 전, 푸시 알림, 이메일, 인앱 메시지 등 맞춤형 리마인드

#### ○ 기대 효과

- 이용자가 원하는 일정에 맞춰서 체험 가능 → 고객 만족도 증가

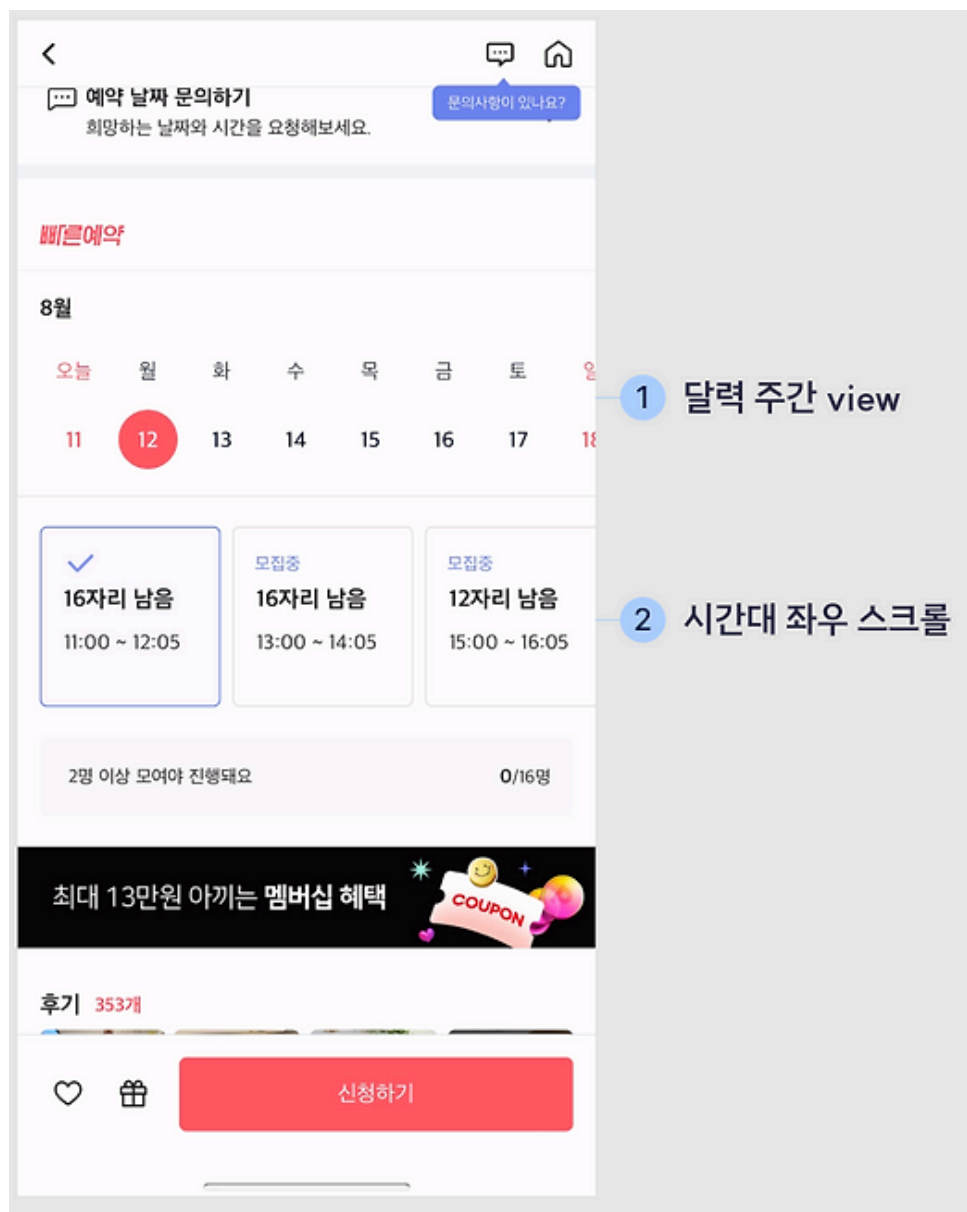
- 무료 체험 참여율이 증진됨 → 신규 유입 고객 확보율 증가

## • 무료 체험 날짜별 예약 인원 확인 시스템

### ◦ 배경

- 사이트에서 3일 체험 예약 시 원하는 날짜의 예약 인원 정보 없음
  - 당일 현장에서 혼잡성 발생할 확률 증가
- 이용 환경이 쾌적하지 않아 서비스 경험이 저하될 수 있음

### ◦ 제안





날짜를 선택하면 예약 인원 혹은 잔여 지정석의 수를 보여줌

- 기대 효과

- 고객이 여유 있는 시간대를 직접 확인 → 고객 편의성 향상

## 4. 결론 및 한계점

### a. 제안 정리

- 기존 무제한 회원권에 가격 저항감을 느끼는 사람들의 유입을 위한 회원권 유형 다양화
- 체험 기간이 끝난 후 설문(ex. 만족도 조사)을 받아 이탈 사유 분석
- 추가적인 지점 설립 시 사무직군 밀집률을 고려하여 입지 선정

### b. 한계점

- 내부 데이터 부족

- 성별, 나이 등 인구통계학적 정보 부족
- 결제 금액, 결제한 날짜 등 결제와 관련된 정보 부족
- 출입 기록 테이블( `trial_access_log` )의 입퇴실 횟수가 일치하지 않아 상세 분석 불가능
- 외부적으로 데이터를 끌고 왔기에 데이터 신뢰성/일관성 문제가 존재

- 제안점의 한계

- 회원권 가격 산정 문제: 결제 데이터의 부족으로 인해 신규 회원권 가격을 임의로 산정
- 지점 입지 선정 문제: 입지를 선정할 땐 임대료 등의 고정비도 고려를 해야 함