

**지금까지 이런 공간은 없었다,  
이건 스터디카페인가 공유오피스인가?**

**: 클러스터링을 통한 고객 세분화 및 맞춤전략제안**

**6팀**

**김승기  
김민우  
석영민  
안유빈**

# 목차

<b>0. 요약.....</b>	<b>2</b>
<b>1. 분석개요.....</b>	<b>3</b>
1.1 분석배경.....	3
1.2 문제정의.....	3
1.3 분석목표.....	3
<b>2. 분석 설계.....</b>	<b>4</b>
2.1 분석 절차 설계.....	4
2.2 분석 방법론.....	4
2.3 분석 환경.....	4
<b>3. 데이터 탐색 및 전처리.....</b>	<b>5</b>
3.1 데이터 개요.....	5
3.2 데이터 전처리.....	5
3.3 데이터 탐색.....	6
3.4 파생변수생성.....	9
<b>4. 클러스터링 분석.....</b>	<b>10</b>
4.1 주성분분석.....	10
4.2 클러스터링.....	11
4.2.1 선정이유.....	11
4.2.2 최적 군집수 선정.....	12
4.2.3 클러스터 프로파일링.....	13
<b>5. 페르소나 분석.....</b>	<b>14</b>
5.1 페르소나 정의.....	14
<b>6. 분석 결과 및 전략 제언.....</b>	<b>15</b>
6.1 핵심발견.....	15
핵심발견 1. 기존 오피스 인프라 미비로 이용자 경험 저하.....	15
핵심발견 2. 요금제 선택지의 다양성 부족.....	15
6.2 전략 제안.....	16
6.3 기대효과.....	17
<b>7. 결론.....</b>	<b>18</b>
<b>8. 한계.....</b>	<b>19</b>

## 0. 요약

공유오피스 Z사는 최근 몇 년간 총 방문객 수는 유지되고 있으나 결제 전환율이 지속적으로 하락하는 구조적 문제에 직면하였다. 이러한 문제 해결을 위해 본 분석에서는 클러스터링을 통해 이용자 유형을 분류하고, 데모그래픽 정보 부재를 보완하기 위해 고객 리뷰 데이터와 행동 패턴을 결합하여 이용자의 구체적인 니즈와 맥락을 입체적으로 유추하여 전환율을 높일 수 있는 핵심 전략을 제안하는 것을 목표로 하였다.

### 가설 검증: 이용 횟수는 답이 아니었다!

결제/미결제 그룹 간의 단순 이용 빈도나 체류 시간의 평균은 통계적으로 유의미한 차이가 없었다. 이 결과로 전환 여부가 행동량 이외의 요인에 의해 더 크게 영향을 받을 수 있음을 고려하였다.

### "핵심고객을 찾아라!" 클러스터링 분석으로 타겟 그룹 선정

주성분 분석(PCA)과 K-means 클러스터링을 통해 이용자들을 4개 그룹으로 분류했으며, 이 중 전환율이 가장 높은 클러스터 0 (최다 최장 방문형)와 클러스터 3 (퇴근 후 단기 집중형)을 주요 타깃으로 선정하였다.

### 핵심발견 1. "공유오피스 맞아?" 프린터, 방음 등 기본 인프라 미비로 등돌린 핵심 고객

업무 공간으로써 갖춰야 할 기본적인 요건들이 충족되지 않아 전환 손실이 발생하고 있다. 업무를 수행하는 공간에 맞도록 고객의 니즈를 반영하여 공간의 운영 및 관리에 필요한 필수적인 기능·편의·환경 요소를 전반적 개선이 요구되는 것으로 확인되었다.

### 핵심발견 2. 단기 고객에게 '진입 장벽' 된 획일적 요금제

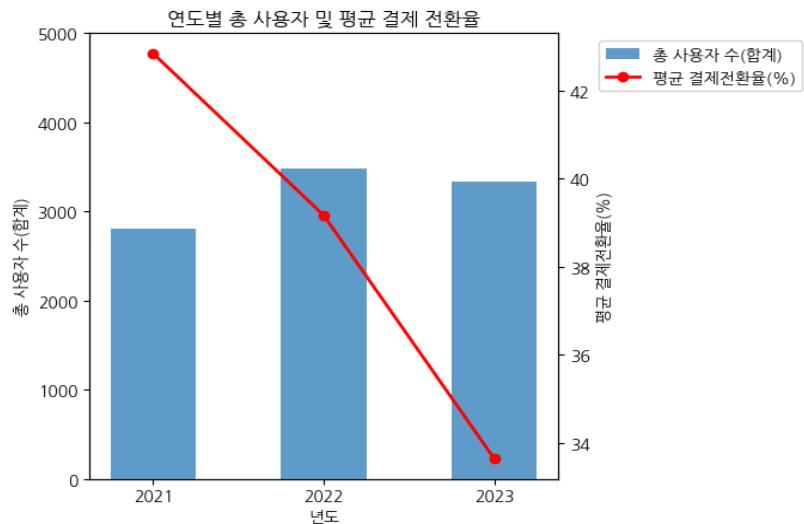
현행 요금제는 월 단위 회원권 중심으로 구성되어 있어 단기 이용자들은 자신의 이용량에 맞는 요금제가 없어 전환 손실이 발생하고 있다. 이들의 전환을 높이기 위해서는 단기 이용자에 맞춘 유연한 요금 선택지가 필요한 상태이다.

### 결론 및 전략제안

우선적으로 즉시 도입이 가능한 '시간권 요금제'를 신설하여 단기 이용자의 이탈을 막고 유입을 극대화 한 후 이를 통해 확보된 추가 수익을 재원으로 삼아, 장기적으로 오피스 인프라를 고도화하는 선순환 구조를 구축함으로써 전환율 하락 문제를 근본적으로 해결하고 브랜드 가치를 강화하는 전략을 제안한다.

# 1. 분석개요

## 1.1 분석배경



[시각화 그래프1, 연도별 총 사용자 및 평균 결제 전환율]

최근 몇 년간 공유오피스 Z사는 방문객 수는 큰 변화 없이 유지되고 있음에도 불구하고 결제 전환율만 지속적으로 하락하는 현상을 보였다. 이는 오피스 방문 자체의 장벽은 낮지만, 방문 이후 공간을 실제로 이용·구매할 만큼의 만족도나 가치 매력을 충분히 제공하지 못하고 있다.

## 1.2 문제정의

공유 오피스Z사는 임대 공유 오피스와는 달리, 스터디 카페 및 카페와 같은 자유로운 분위기를 강점으로 차별화 된 오피스 공간이다. 그러나 이러한 제품 포지셔닝은 실제 소비자의 니즈를 충족시키지 못하고 있는 상황이다. 특히 스터디 카페에 비해 높은 금액과 선택지가 제한된 회원권 시스템, 업무 공간으로서 갖춰야 할 오피스 기능의 부족, 그리고 이를 보완하기 위한 고객센터 및 운영 지원의 부재가 복합적으로 작용하며 고객이 이 공간을 선택해야 할 결정적 이유를 제공하지 못하고 있다. 그 결과, 체험 방문은 유기가 되고 있으나 실질적인 결제와 전환으로 이어지지 않는 구조적 문제가 발생하고 있다.

## 1.3 분석목표

본 분석의 목표는 고객 데이터를 기반으로 이용자 유형을 분류하고, 핵심 고객 타깃을 정의하는 것이다. 타깃 고객의 니즈를 파악하여 전환율을 높일 수 있는 전략을 제안함으로써 실제 결제 전환으로 이어질 수 있는 방향성을 마련하고자 한다.

## 2. 분석 설계

### 2.1 분석 절차 설계

본 분석은 다음과 같은 3단계 프레임워크를 따른다.

1. 데이터 차원 축소: 주성분 분석(PCA)을 통해 차원을 축소
2. 군집화 수행: K-means 알고리즘을 적용하여 고객을 세분화
3. 프로파일링 및 전략 수립: 군집별 특성을 정의하고 맞춤형 마케팅 전략을 도출

### 2.2 분석 방법론

#### 1. 주성분 분석(PCA)

PCA는 고차원 데이터를 소수의 대표 성분으로 축약하는 차원 축소 기법이다. 본 분석에서는 고객 사용 패턴 변수들 간의 다중공선성 문제를 해소하고, 모델의 학습 효율성을 높이며, 군집화 과정에서 노이즈를 줄이기 위해 PCA를 사용하였다.

#### 2. K-means 군집 분석

K-means는 유clidean 거리를 기반으로 유사한 점들을 묶는 대표적인 비지도 학습 알고리즘이다. K-means는 대규모 고객 데이터에 적용하기에 연산 효율성이 높고 결과 해석이 용이하다는 장점이 있어 고객 세분화에 적합하다고 판단하였다.

### 2.3 분석 환경

본 분석은 Google Colab 기반의 Python 환경에서 수행하였다. 데이터는 Google Drive에 저장된 CSV 파일을 사용했으며, Pandas로 로드/정제/병합 등 전처리를 진행했다. 사용자 행동 데이터를 기반으로 진행한 군집 분석은 Scikit-learn을 활용하여 StandardScaler로 스케일을 맞춘 후 K-Means 알고리즘을 적용해 최적의 클러스터 수를 탐색했다. 이어서 차원 축소와 군집 구조 해석을 위한 주성분 분석(PCA)도 함께 수행하였다. 모델링 단계에서는 XGBoost, train/test split, scale\_pos\_weight 등 머신러닝 기법을 적용하였으며, 분석 과정의 전반적인 시각화는 Matplotlib과 Seaborn을 통해 구현하였다.

---

### 3. 데이터 탐색 및 전처리

#### 3.1 데이터 개요

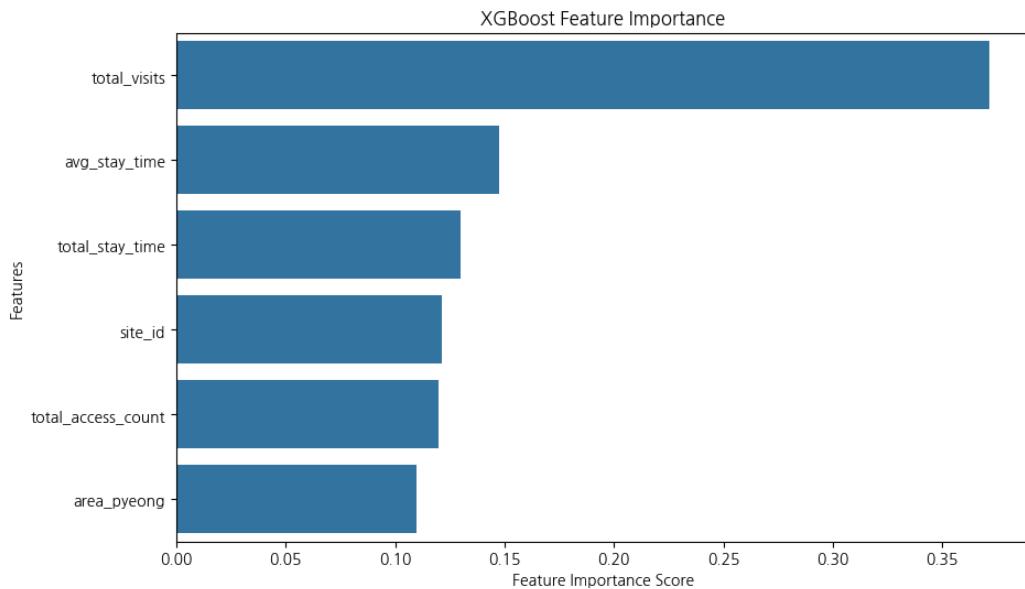
본 분석은 공유오피스 Z사의 약 2년 8개월(2021.05.01~2023.12.31) 동안 무료체험을 신청한 이용자들의 3일간 이용 기록과 결제 정보를 기반으로 수행하였다. 사용된 데이터는 지점 면적 정보를 포함한 site\_area, 무료체험 신청 정보를 포함한 trial\_register, 출입 정보를 포함한 trial\_access\_log, 방문 날짜 및 시간 정보를 포함한 trial\_visit\_info, 그리고 결제 여부 및 결제 시점을 담은 trial\_payment 테이블로 구성된다.

#### 3.2 데이터 전처리

이슈 내용	데이터 영향 및 중요성	처리 결정 및 방법
데이터 타입 변환 필요	시간/날짜 관련 컬럼이 문자열로 저장되어 있어, 시간 차이 계산 및 분석에 필수적인 Datetime 연산이 불가능함.	<code>pd.to_datetime()</code> 함수를 사용하여 해당 컬럼을 Datetime 타입으로 변환하였다.
테이블별 시간대 불일치	trial_access_log의 cdate는 UTC기준, trial_visit_info 컬럼은 KST 기준으로 되어있음을 발견.	본 분석에서는 한 테이블의 시간컬럼만 활용하여, 시간대 변환은 진행하지 않고 시간 차이만 인지한채로 분석을 진행하였다.
결측값 처리	trial_visit_info테이블에 'first_enter_time'과 'last_enter_time' 컬럼에 결측값이 존재함.	결측치 비율이 매우 낮고 특정 기간에 몰려 있어 삭제 시 전체 평균에 큰 변화가 없으므로, 결측치는 삭제 처리하였다.
이상치 발견	체류 시간 등에서 통계적으로 극단적인 값 발견	특이한 이용 패턴을 나타내는 중요한 특징일 수 있으므로, 처리하지 않고 분석에 활용하였다.
중복값처리	모든 컬럼의 값이 완벽하게 동일한 레코드가 존재	<code>drop_duplicates()</code> 함수를 사용하여 중복 레코드를 한 건만 남기고 제거 처리하였다.
등록 테이블의 '다중 등록' 정보	동일 고객의 등록 정보가 다른 시간으로 2번 이상 기록된 사례가 발견됨.	늦은 날짜를 기준으로 병합하였다.

[표 1, 데이터 전처리 사항 정리내용]

### 3.3 데이터 탐색

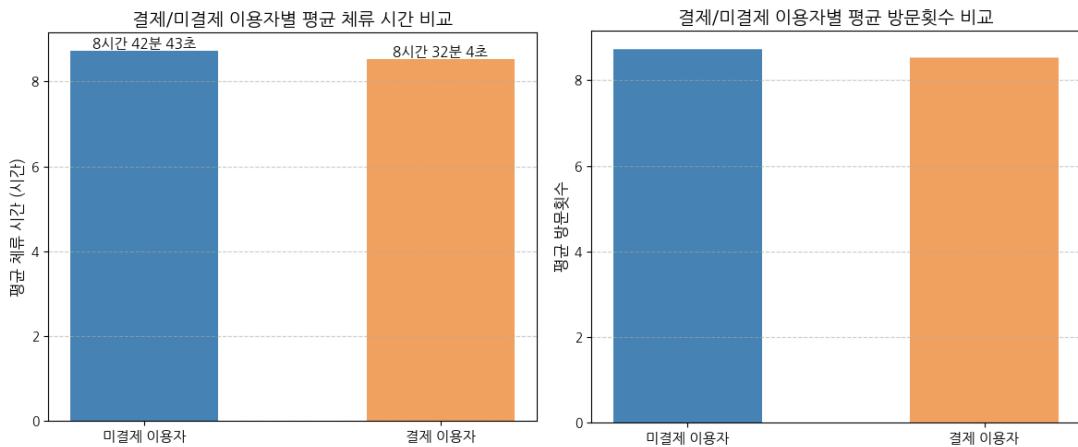


[시각화 그래프 2, XGBoost Feature Importance]

피처 중요도 분석 결과, 결제전환율에 영향을 미치는 주요 요인은 총 방문횟수(total\_visit), 평균 체류시간(avg\_stay\_time), 총 체류시간(total\_stay\_time) 등 이용자의 전반적인 이용 패턴과 관련된 변수로 나타났다. 이에 따라 전환 고객과 비전환 고객 간에는 방문빈도, 체류시간에서 유의미한 차이가 존재할 것이라는 첫 번째 가설을 설정하였다.

또한 지점 요인(site\_id) 역시 일정 수준의 중요도를 보였기 때문에, 지점의 규모나 혼잡도와 같은 물리적·운영적 특성이 고객 경험에 영향을 미쳤을 가능성을 고려하였다. 이에 따라 지점별 면적 또는 환경적 차이에 따라 결제전환율이 달라질 것이라는 두 번째 가설을 설정하였다.

## 가설1. 전환그룹과 비전환그룹의 방문횟수, 체류시간 등 이용자의 행동패턴이 다를것이다.

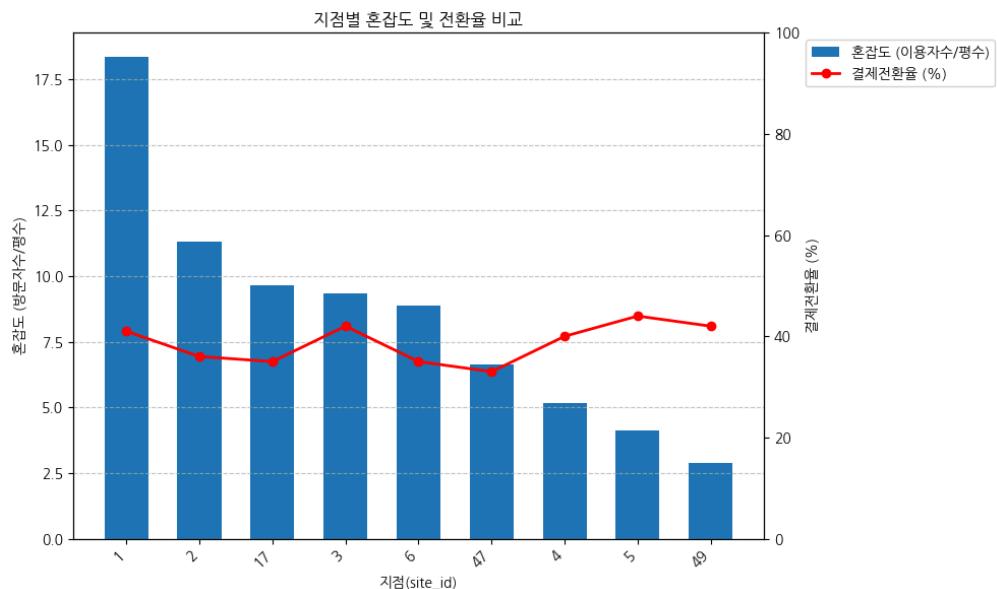


[시각화 그래프 3, 결제/미결제 이용자 별 평균 체류시간 비교 및 방문횟수 비교]

각 그룹의 공유오피스 이용패턴이 차이가 있는지 확인하기 위해 무료체험 신청 후 방문한 그룹 중 결제 그룹과 미결제 그룹 간 방문횟수, 체류시간 평균을 확인하였다. 그 결과 두 그룹간 통계적으로 의미 있는 차이가 확인되지 않았다. 이는 전환 여부가 단순한 이용 빈도나 체류시간 같은 ‘행동량’의 차이로 설명되지 않으며, 행동 외적 요인이 전환에 더 큰 영향을 미칠 가능성을 시사한다.

예측모델에서는 방문횟수, 체류시간 변수들이 중요한 피처로 나타났으나 그룹간의 평균차이를 보이지 않았다. 이는 행동량 자체가 전환을 결정하는 핵심요인은 아니지만 전환여부를 예측하는데 필요한 정보를 제공하는 보조적 요인임을 나타낸다.

## 가설2. 지점 혼잡도에 따라서 전환율에 차이가 있을 것이다.



[시각화 그래프 4, 지점별 혼잡도 및 전환율 비교]

각 지점의 면적대비 방문자수를 혼잡도로 설정하고 혼잡도에 따른 결제전환율의 차이가 있는지를 살펴보았다. 지점별로 혼잡도에는 큰 차이를 보였지만 결제전환율은 혼잡도와 선형적인 상관관계도 보이지 않았고 혼잡도와는 달리 지점간 큰 차이가 보이지 않았다. 이는 지점의 혼잡도 같은 공간의 변화적인 요인이 아닌 공간의 물리적 조건이나 목적적합성 같은 다른 요인이 전환에 더 큰 영향을 미치는 요인일 수 있음을 시사한다.

## 종합결론 :

이를 통해 결제 전환율에 영향을 미치는 요소는 혼잡도와 같은 공간의 변화적 요인이나, 단순한 이용 패턴이 아닌 공간의 물리적 조건이나 단순 체류 패턴이 아니라, 요금제 구조, 서비스 구성, 공간의 목적 적합성 등 다른 요소일 수 있다는 것을 확인하였다.

## 2.4 파생변수생성

컬럼명	의미	계산식
total_visit_count	총 방문횟수	trial_visit_info에서 user_uuid별 count()로 계산
total_stay_time	총 체류시간	trial_visit_info에서 user_uuid별 sum()으로 계산
total_access_count	총 출입횟수	trial_access_log에서 user_uuid별 count()로 계산
weekday_ratio	주중이용비율	주중이용시간 / 전체이용시간 비율
morning_ratio	오전시간 이용비율	6-12시 이용시간 / 전체이용시간 비율
afternoon_ratio	오후시간 이용비율	12-18시 이용시간 / 전체이용시간 비율
evening_ratio	저녁시간 이용비율	18-24시 이용시간 / 전체이용시간 비율
night_ratio	심야시간 이용비율	24-6시 이용시간 / 전체이용시간 비율
main_site	메인 방문지점	방문한 지점의 최빈값 중 첫 번째 값

[표 2,파생변수 생성일람]

원본 로그 데이터는 이용자별 방문 기록이 여러 행으로 쌓이는 이벤트 단위 데이터이다. 유저 단위 분석을 수행하기 위해서는 각 이용자를 대표하는 1개의 행이 필요하다. 아래와 같이 파생변수를 생성함으로써, 로그 데이터의 개별 이벤트 정보를 유저 단위 특성으로 변환하고, 이후 고객 세분화 및 타깃 분석에 활용할 수 있도록 하였다.

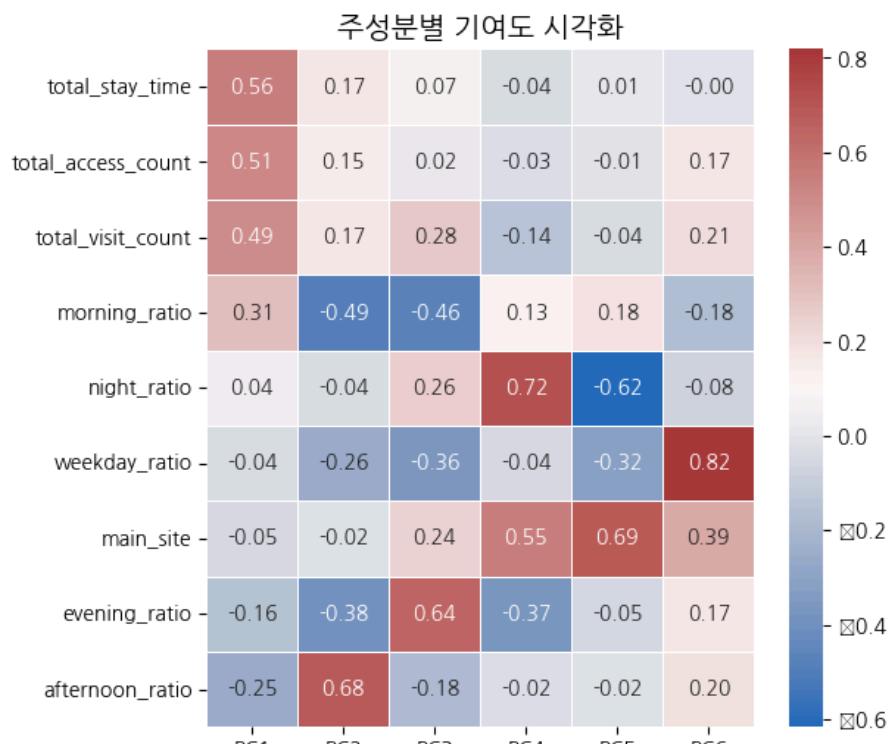
파생변수에서 시간을 오전, 오후, 저녁, 심야로 세분화한 이유는, EDA 과정에서 시간대별 이용객 결제 전환율에 유의미한 차이가 있을 것으로 예상되었기 때문이다. 시간대별로 세분화된 특성을 활용하여 고객 세분화 및 타깃 마케팅 전략 수립 시 시간대별 이용 습관 및 결제 행동 패턴을 더욱 정확하게 파악하고 분석하기 위함이다.

## 4. 클러스터링 분석

### 4.1 주성분분석

본 분석에서는 고객 방문 패턴 변수들 간의 다중공선성 문제를 해소하고, 모델의 학습 효율성을 높이며, 군집화 과정에서 노이즈를 줄이기 위해 PCA를 사용하였다.

방문 빈도·출입 패턴·체류시간 등 행동 기반 변수들은 구조적으로 서로 유사한 정보를 포함하고 있어 차원 축소의 필요성이 높았다. 누적 설명력 90% 이상을 나타내는 6개의 압축된 주성분을 사용함으로써 다중공선성 문제를 해결하고 분석의 효율성을 높이면서도, 데이터가 가진 핵심 정보는 충분히 유지되도록 하였다



[시각화 그림 5, 주성분별 기여도 시각화]

주성분 분석 적용 결과, 군집화 실루엣 계수는 0.3701에서 0.4297로 개선되어 차원 축소가 군집 품질 향상에 기여함을 확인하였다. 또한 각 주성분의 로딩값을 통해 PC1은 이용 빈도 및 깊이, PC2는 오후집중이용패턴, PC3은 저녁집중이용패턴 등을 나타내는 것으로 해석하였다.

## 4.2 클러스터링

### 4.2.1 선정이유

고객 세분화를 위한 최적의 알고리즘을 선정하기 위해 k-means를 포함하여 DBSCAN, GMM 기법을 비교 분석하였다.

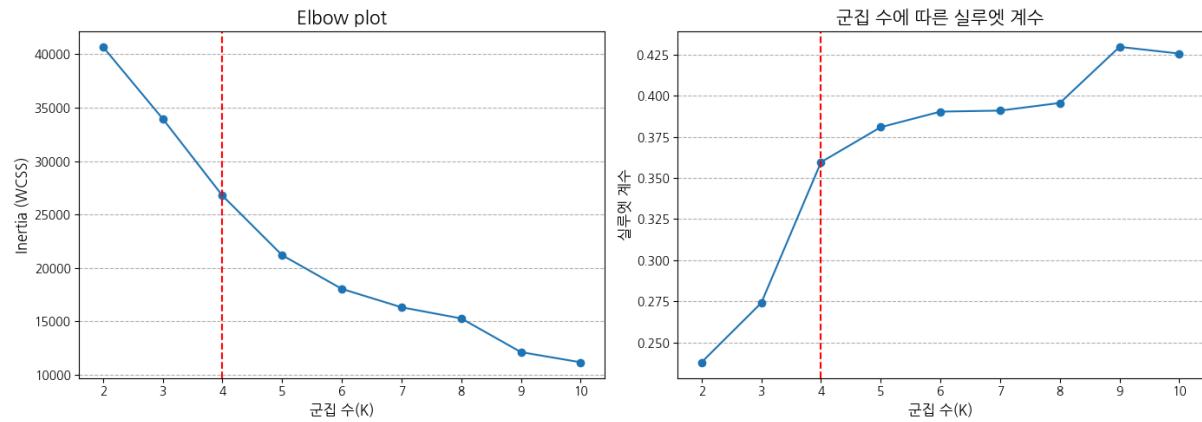
모델	실루엣계수	최적 군집수
DBSCAN	0.4382	2개
GMM	0.3939	10개
K-means	0.3751	4개

[표 3, 클러스터링 모델 실루엣 계수 비교]

비교 분석 결과, DBSCAN은 하이퍼파라미터 최적화를 통해 실루엣 계수 0.4382라는 높은 성능을 기록하였으며 노이즈 비율 또한 0.1% 미만으로 최소화하였다. 그러나 도출된 군집의 개수가 단 2개에 불과하여, 다양한 고객 행동 패턴을 구체적으로 식별하는 데 한계가 있었다. 이는 전체 고객을 대상으로 등급을 매기고 관리해야 하는 CRM 마케팅의 목적에 부합하지 않는다. GMM은 확률적 경계를 제공하여 해석의 유연성은 높으나, 현실 적용 시 고객을 명확한 타겟 그룹으로 분류하는 데 모호함이 존재하였다.

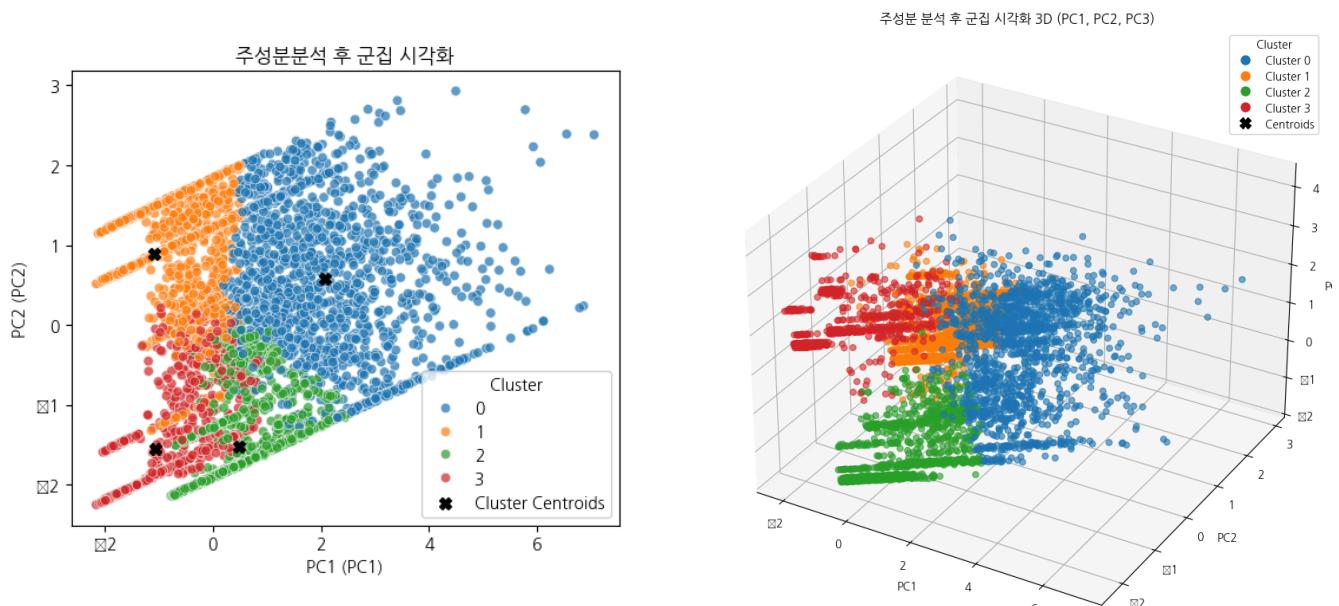
반면, k-means 알고리즘은 대규모 고객 데이터에 적용하기에 연산 효율성이 높고 결과 해석이 용이하다는 장점이 있어 고객 세분화에 적합하다고 판단하여, 본 분석에서는 k-means 클러스터링 기법을 사용하였다.

#### 4.2.2 최적 군집수 선정



[시각화 그래프 6, 군집수 결정 근거 시각화 - Elbow, silhouette line plot]

최적의 군집 수( $k$ )는 실루엣 계수와 엘보우 포인트를 고려하여 실루엣 계수가 급상승한 지점인 군집수 4개로 결정하였으며, PCA 변환 데이터에 k-means를 적용하여 최종 클러스터링을 수행하였다.



[시각화 그래프 7, 주성분 분석 후 나눠진 군집 시각화 - 2D,3D scatter plot]

#### 4.2.3 클러스터 프로파일링

클러스터링 분석결과 각 클러스터의 로딩값을 통해 다음과 같이 클러스터 프로파일링을 진행하였다.

군집 ID	군집명	방문 및 체류 특징	전환율
0	최다 최장 방문형	군집 중 가장 많이 방문하고 체류시간도 가장 길다. 방문시간대가 5시 22시까지로 넓고 체류시간 2-9시간정도로 길다.	41.8%
1	일관형	주로 평일 오후 이용하는 그룹이며, 다른 그룹에 비해서는 주말이용비율이 높은 편이며 요일별 이용비율이 일정한편이다. 방문시간이 9시 -18시 사이이다.	34.7%
2	평일 아침 집중형	주로 평일 아침 이용하는 그룹이며 주중이용 비율이 높다. 방문시간이 6-12시로 밀집되어있다.	34.4%
3	퇴근 후 단기 집중형	군집 중 체류시간이 가장 짧고 분포 첨도가 크다 주로 평일 저녁에 방문하는 그룹이다.	52.6%

[표 4, 클러스터링 결과 군집설명]

## 5. 페르소나 분석

### 5.1 페르소나 정의

4개의 클러스터 중 전환율이 가장 높은 0번과 3번 클러스터를 주요 타겟으로 하여 타겟 클러스터 특성 및 Z사의 구글 플레이스토어 리뷰데이터를 기반으로 아래와 같이 페르소나 정의하였다.

#### 0번 클러스터 - 직장인 A씨

A씨는 주 5일 재택근무를 하는 직장인으로, 집에서 업무 집중도가 떨어져, 효율적인 업무 환경을 찾던 중 공유오피스 Z사를 알게 되어 무료 체험을 신청했다. 기본 사무용품과 회의실 같은 업무 편의시설이 갖춰져 있지 않았고

그러나 이들이 실제로 방문하여 경험한 공간은 기대와 차이가 있었다. 프린터 같이 업무에 필요한 기본 사무용품과 회의실 같은 업무 편의시설이 갖춰져 있지 않았고, 배경 음악이나 소음때문에 업무에 집중하기 힘들었다. 또한 위생 관리가 충분히 이루어지지 않아 벌레가 발견되는 문제도 존재했다. 결국 직장인 A 씨는 무료체험 이후 결제를 진행하지 않기로 결정하였다.

#### 3번 클러스터 - 직장인 B씨

직장인 B씨는 평일 저녁 시간을 활용해 자기계발을 꾸준히 이어가고 싶어 한다. 하지만 집에서는 집중하기 어려워, 단시간에 집중할 수 있는 공간을 찾던 중 공유오피스 Z사를 알게되어 무료체험을 신청했다.

직장인 B씨는 주 3회 정도는 퇴근 후 2시간정도 이용하고 싶었으나 Z사가 제공하는 요금제는 직장인 B 씨가 이용하기 적합하지 않았다. 결국 직장인 B씨는 무료체험 이후 결제를 진행하지 않기로 결정하였다.

## 6. 분석 결과 및 전략 제언

### 6.1 핵심발견

#### 핵심발견 1. 기존 오피스 인프라 미비로 이용자 경험 저하

직장인 A는 안정적인 업무 환경을 최우선이었으나 Z사는 업무 공간으로써 갖춰야 할 기본적인 요건들이 충족되지 않아 사용자의 기대 수준에 미치지 못한 경험이 전환 기회를 놓치게 만든 것이다. 따라서 단순한 공간 제공을 넘어, 직장인 니즈를 충족하는 실질적 업무 환경에 최적화 된 기능·편의·공간 관리에 대한 강화가 필요하다.

#### 핵심발견 2. 요금제 선택지의 다양성 부족

주 2-3회, 한 번에 2-3시간씩 이용하는 고객의 경우 월 20~30시간 수준으로 사용 한다는 것이다. 현행 요금제는 월 단위 회원권 중심으로 구성되어 있기 때문에 이들은 자신의 이용량에 맞는 합리적인 선택을 하기 어려운 상황이다. 이로 인해 실제 사용 패턴과 요금제가 맞지 않아 무료체험 후 실제 결제로 이어지지 않는 전환 손실이 발생하고 있다. 이들의 전환을 높이기 위해서는 단기 이용자에 맞춘 유연한 요금 선택지가 필요한 상태이다.

타 공유 오피스 및 스터디 카페와 비교해보면, Z사의 요금제는 상당히 제한적이다. 공유오피스 S사는 주말 하루 이용권, 평일 및 주말 무제한 이용권, 크레딧 포함형 등 고객이 원하는 방식을 선택할 수 있도록 다층적인 요금제를 제공한다. 또한 J스터디 카페의 경우 시간 단위 요금제, 단·장기적 기간제권 등을 제공하여 고객의 시간·기간·이용량에 따라 매우 세분화된 요금 구조를 갖추고 있다.

반면 Z사는 월 단위 회원제로 단일화되어 있어 이용 패턴·시간대·기간에 따른 선택의 폭이 매우 제한적이며, 고객이 자신의 니즈에 맞는 요금제를 유연하게 선택하기 어렵다는 한계가 있다.

## 6.2 전략 제안

### 전략 1. 실질적 업무 편의에 최적화된 공간 경쟁력 확보전략

이번 발견을 바탕으로, Z사는 단순히 좌석을 제공하는 수준을 넘어 직장인이 실제 업무를 수행하는 공간에 맞도록 고객의 니즈를 반영하여 공간의 운영 및 관리에 필요한 필수적인 기능·편의·환경 요소를 전반적 개선이 요구된다. 이를 위해 무선 프린트, 개인 사물함 배치 등 핵심 오피스 인프라를 강화하고, 안정적인 업무 몰입환경을 위해 소음, 취식 등의 비매너 행동등을 제한하는 이용메뉴얼을 확립한다. 또한 위생·방역 품질을 높이기 위해 전문 청소·방역 업체와의 정기 계약을 통해 ‘클린 워크스페이스’ 인증을 도입하여 청소·방역 완료 현황의 시각적 고지 등 고객이 체감할 수 있는 환경 신뢰도 확보가 필수적이다. 아울러 고객센터 연결이 어려운 기존 구조를 개편하여, 서비스 이용 중 발생하는 불편 사항을 즉각 해결할 수 있는 운영 안정성을 확보해야 한다. 이러한 일련의 공간 및 운영 개선 방안은 단순히 좌석을 제공하는 수준을 넘어, 이용객이 ‘회사 오피스와 동등하거나 그 이상의 업무 생산성을 확보할 수 있는 공간’으로 인식하도록 만드는 데 핵심적인 역할을 할 것이다. 이를 통해 장기 멤버십 전환률과 재방문 유지를 높이고, 브랜드 신뢰도를 강화하는 실질적인 비즈니스 효과를 기대할 수 있다.

### 전략 2. 유연한 요금제 신설

시간권 요금제는 가격 조정이나 할인 정책이 필요하지 않아 기업 입장에서 추가 비용 부담이 발생하지 않으며, 단순히 옵션을 추가하는 것만으로 신규 전환을 자연스럽게 유도할 수 있다. 또한 선택이 제한적인 기존 요금제로 인해 무료체험 신청 자체를 포기하던 잠재 고객층을 새롭게 유입시켜 전환 대상 모수를 확대하는 효과도 기대할 수 있다. 전환 모수가 증가하면 전환율이 동일하더라도 실제 결제 고객 수는 자연스럽게 증가하므로, 전환 효율 뿐만 아니라 결제 규모 자체를 확대하는 효과를 기대할 수 있다.

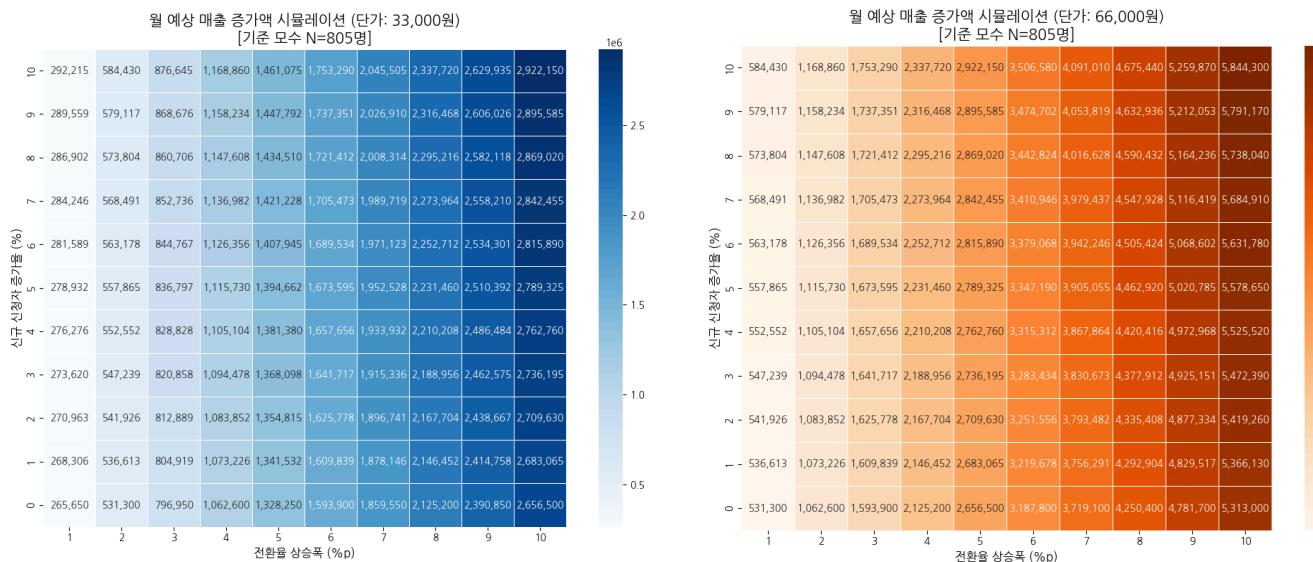
## 6.3 기대효과

요금제 개편은 비용 발생 없이 정책 재정비 수준에서 변경이 가능하고, 기대효과 또한 비교적 측정 가능하다. 반면 오피스 인프라 강화는 정책 수립 기간이 길고 물품 구비·인테리어 등 상당한 비용이 필요하며, 직접적인 기대효과 산정도 모호하다. 이에 따라 단기간 내 실행 가능하고 효과를 빠르게 확인할 수 있는 ‘요금제 개편’에 대한 기대효과를 추정하였다.

- 신규 유입 모수 확대: 시간권 도입으로 인해 신규 체험 신청자 수가 자연스럽게 증가하여 결제 전환의 모수가 확대되어 체험 신청자 수는 약 1~10%p 증가할 것으로 기대된다.
- 결제 전환율 개선: 시간권 도입으로 인해 고객의 선택 가능성을 높이기 때문에 전환율이 1~10%p 상승할 것으로 예상된다

신규 유입 증가(Y축)와 전환율 상승(X축)은 각각 매출 증가에 기여하지만, 두 효과가 동시에 발생하면 매출 증가액이 단순 합이 아닌 가속되는 형태로 빠르게 확대되는 시너지가 발생한다. 종합적으로 이러한 전략적 효과를 통해 월 매출 증가는 다음과 같다.

- 33,000원 단가 기준: 월 27만 ~ 290만 원 증가
- 66,000원 단가 기준: 월 54만 ~ 580만 원 증가



$$\Delta R = N_{base} \times (1 + g) \times \Delta c \times P$$

[시각화 그래프 8, 월 예상 매출 증가액 시각화 - heatmap]

## 7. 결론

본 프로젝트는 공유오피스 Z사의 핵심 과제인 ‘체험 후 결제 전환율 하락’의 근본 원인을 규명하고, 직감이나 경험이 아닌 객관적인 데이터 분석을 통해 실질적인 매출 증대 방안을 도출하는 것을 목표로 수행되었으나 데모그래픽 정보가 부재한 상황에서 단순히 행동 데이터 수치에만 의존하지 않고, 실제 ‘고객 리뷰 데이터’를 행동 패턴과 함께 분석하여 이용자들의 구체적인 니즈와 맥락을 입체적으로 유추하였다.

이러한 전략적 접근을 통해 구체적으로 살펴보면, 업무 몰입을 위해 방문하는 것으로 파악된 직장인 A그룹은 프린터 부재, 소음, 부족한 데스크 옵션 등 기본적인 오피스 인프라의 결핍을 리뷰에서 지속적으로 언급했으며, 이것이 실제 데이터상 이탈로 이어지는 경향을 확인하였다. 반면, 퇴근 후 2~3시간의 자기계발을 목적으로 방문하는 직장인 B 그룹에게는 현재의 ‘월 단위 회원권’ 시스템이 불필요하게 비싸고 부담스러운 진입 장벽으로 작용하여 결제 포기를 유발하고 있음을 파악하였다.

이러한 문제를 타개하기 위해 본 보고서는 ‘진입 장벽 제거(요금제 개편)’와 ‘본질적 가치 강화(인프라 개선)’라는 단계적 투트랙 전략을 제안한다. 우선적으로 즉시 도입이 가능한 ‘시간권 요금제’를 신설하여 단기 이용자의 이탈을 막고 유입을 극대화한 이후, 이를 통해 확보된 추가 수익을 재원으로 삼아 인프라를 고도화함으로써 장기 이용자의 만족도를 높이고 고가 요금제 결제를 유도하는 선순환 구조를 만들어야 한다.

## 8. 한계

### 1. 지점 정보의 한계

본 분석에서 사용한 지점 정보는 ID로 제공되어 각 지점별 환경·시설·운영 방식 차이를 고려하기 어려운 한계가 있다. 동일 지점 내에서도 좌석 구성, 분위기, 혼잡도, 청결도 등 질적 차이가 실제 전환에 영향을 줄 수 있으나 해당 요소들은 데이터에 포함되어 있지 않아 분석에 반영할 수 없었다. 향후 지점명, 좌석 유형, 운영 정책(청소 루틴 등)의 정량화된 데이터가 제공된다면 더 정확한 지점별 전환 요인 분석과 지점 맞춤형 전략 수립이 가능할 것이다.

### 2. 이용자 정보의 한계

본 분석에서 사용한 이용자의 정보는 방문 기록을 중심으로 구성되어 있어 성별, 연령대, 직업군 등 고객의 특성을 파악하기 어려운 한계가 있다. 또한 방문 목적과 만족도의 정보가 포함되어 있지 않아 클러스터별 행동 동기를 면밀히 해석하는 데 제약이 있었다. 향후 고객의 기본 프로필 정보, 방문 목적 선택, 만족도 등의 기록이 추가된다면, 군집 해석의 정확도가 높아질 뿐 아니라 보다 현실적인 타깃 페르소나 도출과 요금제 및 서비스 최적화도 가능할 것이다.

### 3. 결제 데이터의 한계

본 분석에 활용된 데이터는 2021년 6월부터 2023년 12월까지의 기간을 포함하고 있으나, 실제 장기 이용 고객의 전체 사용 기간을 반영한 로그가 아닌, 무료체험 신청자를 중심으로 수집된 단기 방문 기록에 한정되어 있다. 이로 인해 유료 전환고객의 결제 상품 분석, 이용 지속 여부, 결제 후 이탈 고객의 행동 특성 등을 파악하는데 한계가 있었다. 향후 결제 상품의 종류와 이용 기간, 해지 및 갱신 기록이 함께 제공된다면 전환 행동에 대한 정교한 분석 및 전략 설계가 가능할 것이다.