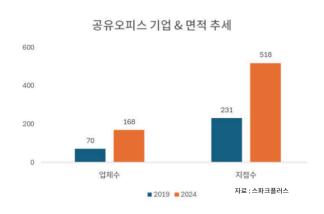
중급프로젝트2 공유오피스

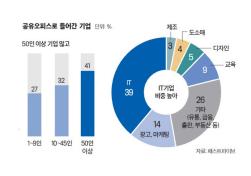
1. 분석배경

1-1 서론

공유오피스 시장은 최근 몇 년간 급격한 성장을 보이며 현대 업무 환경의 중요한 부분으로 자리잡았다. 이러한 추세를 바탕으로 공유오피스의 현황과 미래 전망을 분석하여 효과적인 마케팅 방안을 제시하는 것은 매우 시의적절한 접근이라고 할 수 있다. 본 보고서는 **공유오피스의 현재 이용 현황을 분석하고, 이를 기반으로 효과적인 마케팅 전략을 제안하는 것을 목표**로 한다.

1-2 시장 현황 및 배경





공유오피스 시장은 코로나19 팬데믹 전후로 급격한 변화를 겪으며 성장해왔다.

2024년 서울시 공유오피스 현황 조사에 따르면, 공유오피스 공급 규모가 2019년 이후 65% 증가했다. 이는 위워크 사태 이후 공유오피스 산업 위기설에도 불구하고 지속적인 성장을 보여주는 지표이다.

팬데믹 이전(2010년대 후반)에는 **스타트업과 프리랜서를 중심**으로 한 공유오피스 수요가 증가했으며, 팬데믹 기간 동안 원격 근무와 하이 브리드 근무가 확산되면서 **대기업들도 유연한 근무 공간으로 공유오피스를 활용**하기 시작했다. 이에 따라 주요 업무지구뿐만 아니라 교외 지역에서도 공유오피스의 수요가 증가했다.

위워크 사태 : 공유 오피스 기업 위워크의 과도한 확장과 비효율적인 경영으로 인한 재정 위기를 말한다. 창업자인 애덤 뉴먼의 리더십과 소프트뱅크의 대규모 투자 속에 기업 가치가 급상승했으나, 2019년 IPO 실패와 코로나19로 인한 공유 오피스 수요 감소가 몰락의 주요 원 인으로 지목된다.

1-3. 타 공유 오피스 사례 및 성장 동향

1. 위워크(Wework)

2010년 미국에서 시작된 위워크는 **글로벌 공유오피스 시장을 개척**한 대표적인 사례이다. 한때 기업 가치가 470억 달러에 달했으나, 과도한 확장과 운영 문제로 인해 위기를 겪었다. 이후 사업 구조를 조정하고 대형 기업 고객을 확보하면서 재정적 안정을 되찾고 있다.

2. 패스트파이브(FastFive)

한국의 대표적인 공유오피스 브랜드로, **스타트업과 중소기업을 주요 고객**으로 삼아 유연한 계약 조건과 다양한 부가 서비스를 제공하며 빠르게 성장했다. 2023년 기준으로 국내 40개 이상의 지점을 운영하고 있으며, 오피스 솔루션뿐만 아니라 기업 맞춤형 공간 운영대행 서비스까지 확장 중이다.

3. 스파크플러스(SparkPlus)

2016년 설립된 국내 공유오피스 기업으로, **대기업 및 스타트업과의 협업 모델**을 통해 차별화된 전략을 추진하고 있다. 특히 기업 맞춤형 공간 설계를 통해 입주 기업의 요구를 반영하는 방식으로 경쟁력을 갖추고 있다.

이와 같은 기업들의 사례는 공유오피스 시장이 단순한 사무 공간 제공에서 벗어나

맞춤형 서비스, 네트워킹 기회 제공, 유연한 계약 구조 등을 통해 경쟁력을 높이고 있음을 보여준다. 또한, 국내외 공유오피스 브랜드들은 단순한 업무 공간 제공을 넘어 **기업 맞춤형 솔루션, 프리미엄 서비스, 지역 확장 등을 통해 새로운 성장 동력을 확보하고 있다.**

1-4. 분석 필요성

공유오피스 시장의 지속적인 성장과 변화 속에서 효과적인 마케팅 전략을 수립하기 위해서는 정확한 데이터 분석이 필수적이다. 본 분석은 다음과 같은 측면에서 필요하다.

1. 타겟 고객 이해

스타트업, 프리랜서, 대기업 등 다양한 고객군의 요구 사항과 이용 목적을 세분화하여 맞춤형 서비스 및 프로모션 전략을 수립할 수 있다

2. 공간 및 운영 효율성 최적화

특정 시간대나 요일별 이용률을 분석하여 공간 배치를 최적화하고, 운영 비용을 절감할 수 있다.

3. 효과적인 마케팅 채널 선정

사용자가 공유오피스를 탐색하고 선택하는 과정에서 어떤 마케팅 채널이 가장 효과적인지 데이터 기반으로 분석하여 광고 및 홍보 전략을 최적화할 수 있다.

4. 결제율 분석을 통한 수익 최적화

공유오피스의 결제율을 분석하면 고객의 예약 패턴과 결제 전환율을 파악할 수 있다. 이를 통해 결제율이 낮은 구간을 식별하고, 가격 정책 조정, 할인 프로모션, 결제 유도 전략 등을 최적화할 수 있다.

2. 데이터 설명 및 탐색적 분석

2-1 site_area : 지점별 면적

site_id	1	2	3	4	5	6	17
면적(평)	50	100	150	100	150	150	50

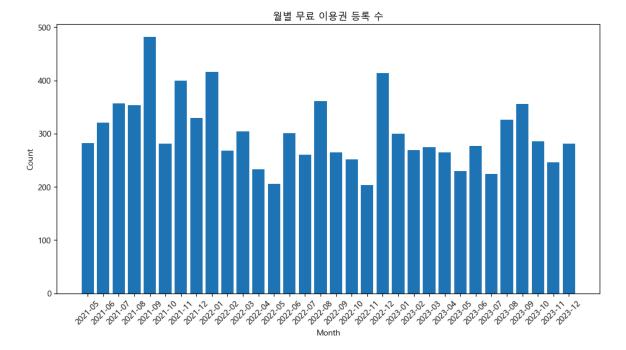
• 지점별 면적 정보로 단독 데이터셋으로는 활용할 것 없다.

2-2 trial_register : 무료 이용권(3일 체험) 신청 일시

- 컬럼: 'trial_date'(신청일자), 'user_uuid'
- 결측치는 존재하지 않았다.
- 시간 순으로 정렬 후 중복을 확인하였다.
 - 。 전체 컬럼 기준 중복은 전산 오류로 제거 처리하였다.
 - ∘ 'user_uuid' 기준 중복에서는 실제로 사용한 무료 이용권은 나중의 데이터이므로 최종 데이터를 남기고 중복을 제거하였다.
 - 중복 제거 후 데이터 수 변화: 9659 > 9624
- 시각화

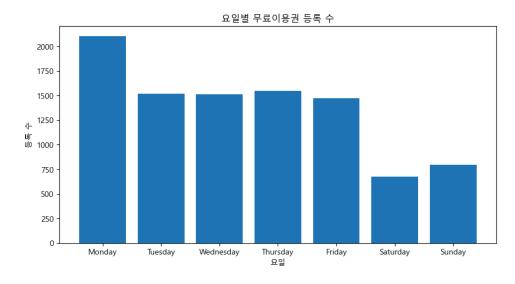
1. 월별 무료 이용권 신청 수

• 주기적으로 증감을 반복하며, 증가하는 추세 없이 전반적인 평균을 유지한다.



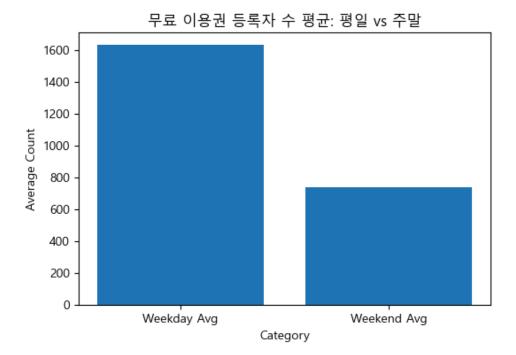
2. 요일별 무료 이용권 신청 수

○ 평일에는 월요일에 신청 수가 많고, 주말에는 일요일이 조금 더 많다.



3. 평일 vs 주말 무료 이용권 신청 수

。 평일의 무료 이용권 신청수가 2배 이상 많다.



2-3 trial_payment: 무료 이용권 신청자 유료 결제 여부

- 컬럼: 'is_payment'(0: 미결제, 1: 결제), 'user_uuid'
- 결측치는 존재하지 않았다.
- 전체 컬럼 기준으로 중복이 총 35건 존재하여 제거 처리하였다.
 - 중복 제거 후 데이터 수 변화: 9659 > 9624
 - 。 중복 제거 후 데이터의 수가 trial_register와 일치하여 전체 컬럼 기준 중복은 전산 오류였던 것으로 추정된다.
- 전환율(무료 이용권 등록 > 유료 이용권 전환)
 - 。 유료 전환율: 37.95%



2-4 trial_visit_info: 무료이용권 신청자의 일자별 방문 기록

- 컬럼: 'site_id', 'date'(방문일자), 'stay_time', 'stay_time_second', 'first_enter_time', 'last_leave_time', 'user_uuid'
- 결측치가 555개 존재하였다.
 - 。 EDA는 실제 분포를 보기 위해 결측치를 제거하고 진행하였다.
 - 결측치 제거 후 데이터 수 : 11477 > 10922
 - 。 모델에 활용하기 위해 데이터의 수를 유지하고자 결측값은 대체하기로 결정하였고, **대체방법은 데이터 전처리에서 다룬다.**
- 중복값은 전체 컬럼 기준 48개가 존재했고, 삭제 처리하였다.
 - 중복 제거 후 데이터 수: 10922 > 10874

- ∘ 그 외 중복은 date, user_uuid, site_id 기준으로 확인하였다.
 - 같은 날 두 번 입퇴실한 기록 있는 유저도 있고, 같은 날 다른 지점을 방문한 유저도 있어서 제거 처리하지 않았다.
 - 무료 이용권은 전 지점을 대상으로 사용 가능하다.

• 기초 통계량

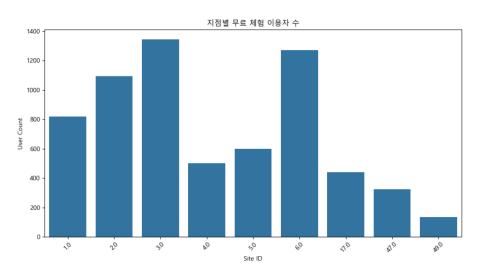
	체류시간	입실 시간대	퇴실 시간대
mean	0 days 04:38:09.378665925	12.403347	18.164153
25%	0 days 02:09:36.667037750	10.000000	17.000000
50%	0 days 04:05:49.590629	13.000000	19.000000
75%	0 days 06:29:26.027731	15.000000	21.000000
max	0 days 23:59:37.348440	23.000000	23.000000
std	0 days 03:18:25.077565620	5.059809	4.365235

○ 평균 체류시간은 대략 4.5시간으로, 대부분의 사람들이 2시간 이상 이용한다.

• 시각화

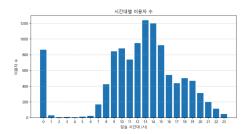
1. 지점별 무료 체험 이용자 수

○ 3,5,6 지점의 면적이 가장 넓은데, 3,6 지점의 이용은 많은 반면, 5 지점의 이용은 저조하다.



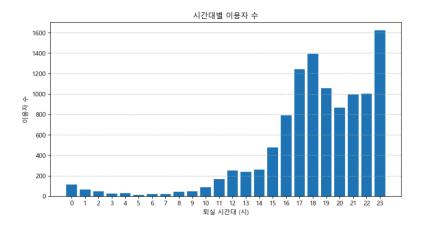
2. 최초 입실시간대 분포

- 입실하는 인원은 8 ~ 15시에, 특히 13 ~ 15시에 몰려있다.
- 。 자정에 입실하는 사람들도 상당 수 존재한다.



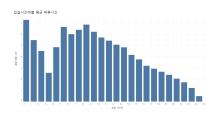
3. 최종 퇴실시간대 분포

○ 퇴실하는 인원은 17 ~ 23시에 고루 분포한다.

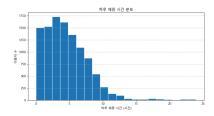


4. 입실시간대별 체류시간

- 새벽 시간대 입실하는 사람은 많지 않지만, 장시간 이용하는 편이다.
- 。 입퇴실 시간과 평균 체류 시간을 고려했을 때, 대략적으로 무료 체험자들의 이용 시간대를 오전 ~ 오후, 오후 ~ 밤(24시 이전), 새 벽 내내, 총 3 그룹일 것으로 추정할 수 있다.

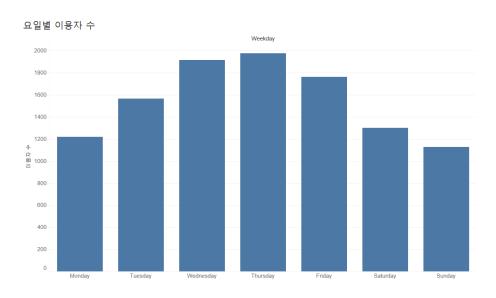


5. 하루 체류 시간별 분포

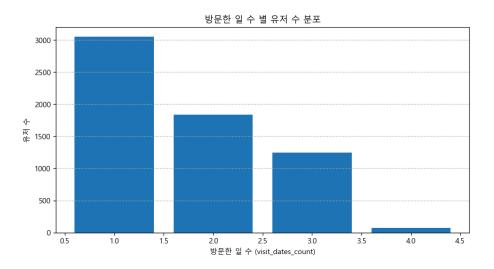


6. 요일별 이용자 수

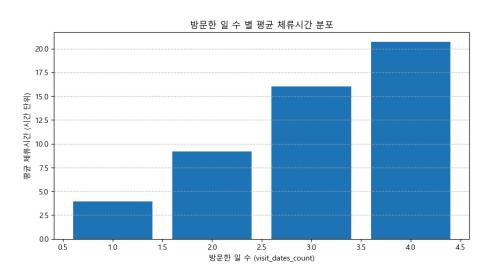
○ 무료이용권 신청은 평일에 주로 이뤄지지만, 실제 이용은 수,목,금에 가장 많은 편이고 다른 요일은 이용량이 비슷하다.



- 7. 방문한 일 수 별 유저 수 분포
- 。 하루만 방문한 사람의 수가 가장 많다.
- 72시간이므로 4일까지 방문한 사람도 있다.



- 8. 방문한 일 수 별 평균 체류 시간
- 。 여러 날짜 방문할수록 평균 체류 시간이 길어진다.
- o 하루만 방문한 사람들도 평균 **4**시간 이용했다.

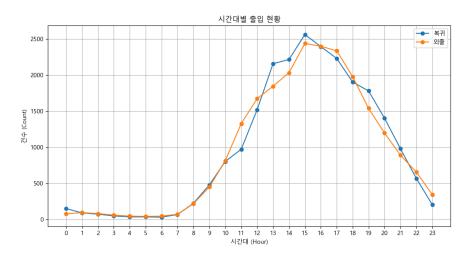


2-5 trial_access_log: 무료 이용권 신청자의 출입기록

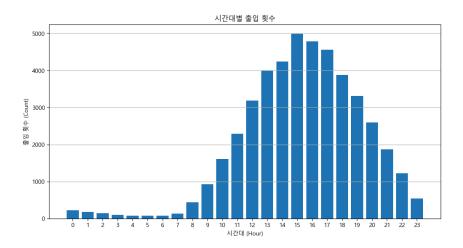
- 컬럼: 'checkin'(1: 복귀 2: 외출), 'cdate', 'site_id', 'user_uuid'
- 결측치는 존재하지 않았다.
- 전체 컬럼 기준 중복은 제거 처리하였다.
 - 밀리초 단위까지 동일한 경우 전산 오류일 확률이 높아 전체 컬럼 기준 중복은 모두 제거하였다.
 - 중복 제거 후 데이터 수: 63708 > 63349
- 'cdate' 시간대가 UTC인 것을 확인하여 KST로 변경하였다.
 - 동일 유저에 대해 trial_visit_info 데이터 셋의 최초 입실 시간과 비교했을 때, 최초 입실 시각이 최초 외출 시각보다 앞서 있어 기록하는 시스템의 시간대가 다른 것을 확인하였고, 'cdate'를 KST로 변경하였다.
 - 최초 복귀 기록은 최초 입실 기록과 밀리초 차이가 나는 것을 확인하였다. 즉, 최초 복귀 기록은 최초 입실 기록이고, 시스템 상 밀리초 차이로 별도로 기록된 것임을 알 수 있다.

- trial_visit_info에 기록되는 입퇴실 시간과 별도로 기록된다.
- 최초 입실과 최종 퇴실을 제외한 출입기록으로 시각화를 진행했다.
- 외출 횟수는 유저별로 평균 5회이며, 최대 37회까지 존재한다.
- 시각화

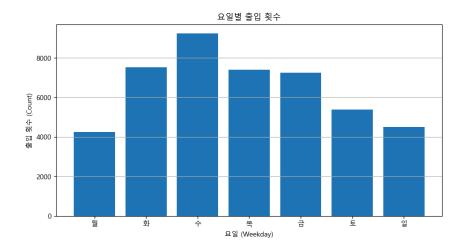
1. 시간대별 출입 현황



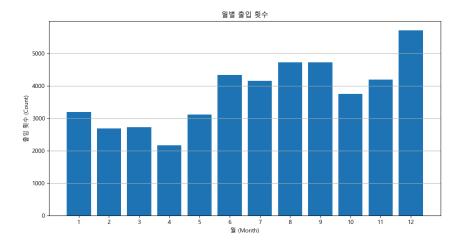
2. 시간대별 출입횟수 현황



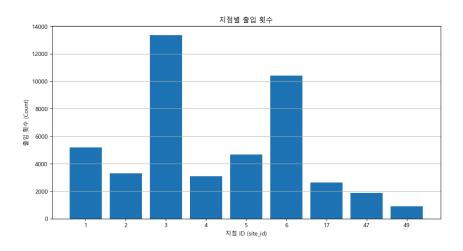
3. **요일별 출입 횟수**



4. 월별 출입 횟수

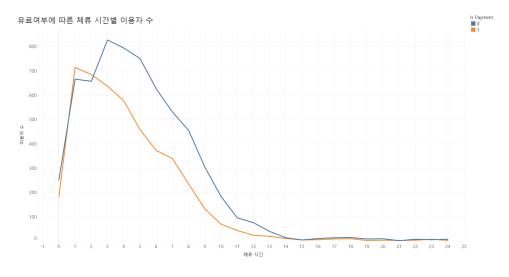


5. **지점별 출입 횟수**



2- 6 추가 EDA : trial_visit_info, trial_payment 병합

- 1. 유료 결제 여부에 따른 체류 시간별 이용자 수
- 유료 여부에 따른 체류 시간별 이용자 수의 분포가 큰 차이가 없다.



2. 지점별 전환여부에 따른 이용자 수



3. 무료 이용권 실사용자의 결제 전환율

- 전체 무료 이용권 신청 수: 9624
- 실제 이용자 수: 6534 (67.89%)
- 실제 이용 후 최종 전환자 수: 2564 (39.24%)

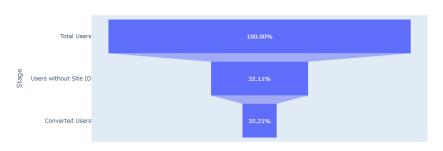
무료 이용권 실사용자의 결제 전환율



4. 무료 이용권 미사용자의 결제 전환율

- 전체 무료 이용권 신청 수: 9624
- 미이용자 수: 3090 (32.11%)
- 미이용자 중 최종 전환자 수: 1088 (35.21%)

무료 이용권 미사용자의 결제 전환율



2-7 기존 이용권 구성 설정

EDA 내용을 바탕으로 기존 이용권 구성에 대해 다음과 같이 가정하고 분석을 진행하였다.

무료 체험권	기본 회원권 (30,000원)	무제한 회원권 (350,000원)
전 지점 사용 가능	전 지점 사용 가능	전 지점 사용 가능
최초 이용으로부터 3일간 무제한 이용	매일 1시간 이용	24시간 무제한 이용
	추가 이용 시 시간 당 3,000원 결제	

- 대부분의 방문자(75% 이상)가 2시간 이상 이용하였고, 하루만 이용한 방문객들 또한 평균 4시간 이상 이용했다. 또한, 여러 일 수 방문한 사람일수록 하루 평균 체류 시간이 길었고, 3일 방문자들은 평균 15시간 이상 이용하였다.
- 이는 공유 오피스에 대한 만족도가 높았음을 시사하지만, 방문자의 유료 전환율은 약 39%에 그쳤다.
- 기존 유료 이용권이 고객들의 이용 패턴을 만족시키지 못했기 때문이라고 판단하여 위와 같이 기존 이용권 구성을 가정하였다.

3.분석방법 소개

3-1. 분류 모델 개요

- 1. decision tree classification(결정트리): 데이터의 특성을 이용하여 여러 개의 분기와 노드로 구성된 트리를 형성하여 분류 작업을 수행하는 모델이다.
- 2. **randomforest classification(랜덤 포레스트)** : 여러 개의 결정트리를 사용하여 앙상블 기법으로 예측을 수행하고, 개별 트리의 예측을 종합하여 최종 결과를 도출하는 모델이다.
- 3. **xgboost**: 그래디언트 부스팅 방식을 기반으로 여러 개의 약한 분류기(결정트리)를 결합해 높은 정확도의 분류를 수행하는 모델로, 학습 속도와 성능이 뛰어나 다양한 분류 문제에 활용된다.
- 4. **catboost** : 범주형 데이터 처리를 자동화하고, 과적합을 방지하는 기술을 적용한 그래디언트 부스팅 기반 알고리즘으로, 빠르고 높은 성능을 보이는 모델이다.
- 5. **adaboost** : 여러 개의 약한 분류기(주로 작은 결정트리)를 순차적으로 학습시키며 오분류된 데이터에 가중치를 조정해 분류 성능을 점진적으로 높여가는 앙상블 분류 모델이다.

3-2. 모델 성능 최적화 기법

- 1. 교차검증 (Cross-Validation): 데이터를 여러 개의 폴드로 나누어 각 폴드마다 모델을 학습하고 평가하여 모델의 성능을 안정적으로 검증하는 기법이다.
 - 대표적으로 k-fold 교차 검증이 있다.
- 2. **GridSearchCV (파라미터 튜닝)**: 여러 하이퍼파라미터 조합을 시도하여 최적의 하이퍼파라미터를 찾기 위해 교차검증을 수행하는 자동화된 검색 방법이다.

3-3. 방문자 유형 기반 군집 분석

- 1. **K-Means Clustering** : 데이터를 K개의 그룹(클러스터)으로 묶는 비지도 학습 기법 중 하나로, 공유오피스의 이용자의 특성을 분석 하고 세분화하는데 활용
- 2. K-Means 클러스터링 과정:
 - a. 클러스터 개수(K) 설정 : 적절한 K값을 찾기 위해
 - 엘보우 기법(Elbow Method) 또는 실루엣 분석(Silhouette Score) 활용
 - b. 초기 중심 선택 후 클러스터 할당
- 3. **결과 해석 및 시각화** : 클러스터 별 주요 특성(방문 빈도, 체류 시간, 결제율 등)을 비교하고 PCA(주성분 분석)등을 활용하여 차원 축소 후 시각화

4.데이터 전처리

4-1. 중복값 전처리

1. trial_register: 3일 이용권 등록 일자가 다른 중복 유저들은 최신 등록일자를 사용하여 중복값을 제거

4-2. 결측치 전처리

- 1. trial_access_log, trial_visit_info: 3일 이용권 등록은 했으나, 방문하지 않은 유저들의 값은 Null값으로 지정
- 2. trial_access_log, trial_visit_info : 두 데이터에서 방문일자, 시간이 서로 존재하지 않는 경우 K-최근접 이웃(KNN) 알고리즘을 사용해서 결측치 대치 진행

4-3. 피쳐 엔지니어링

1. 결제 데이터 + 3일체험 등록 데이터 : 유저 중복값을 제외한 9,624명의 결제 여부 데이터와 3일 이용권 등록 날짜를 결합

	is_payment	user_uuid	trial_date
7445	0	1eabb312-dca1-4031-a09d-89aa34093d36	2023-03-21
5346	1	cc2ded26-b30f-4804-b0ac-890447bb0e8f	2021-11-16
4736	0	3aede3e8-32d7-4390-816b-54732a5114b8	2022-08-11

- 결제 데이터
- 3일체험 등록 데이터
- 2. **결제 데이터 + 출입기록 데이터 :** 3일 이용권 등록 날짜가 결합된 **결제 여부 데이터**와 출입기록 로그 데이터의 유저별 **공유오피스 총 방 문일수**, **입퇴실 횟수**를 결합

	is_payment	user_uuid	trial_date	day	access_cnt
0	0	2b251333-8676-4c11-a736-dcf2350f8821	2023-12-21	1.0	12.0
1	0	e111619a-0975-451b-9a4a-bc8aea7b7b84	2023-12-21	2.0	4.0
2	1	4a184795-b056-4572-a874-644f68609ea3	2023-12-21	NaN	NaN

- 결제 데이터
- 총 방문일수, 입퇴실 횟수
- 3. **결제 데이터 + 총 체류 시간 :** 출입기록 로그데이터가 합쳐진 결제 여부 데이터와 방문기록 데이터의 유저별 **공유오피스 총 체류시간** 정보 결합

	is_payment	user_uuid	trial_date	day	access_cnt	stay_time_second
0	0	2b251333-8676-4c11-a736-dcf2350f8821	2023-12-21	1.0	12.0	19596.0
1	0	e111619a-0975-451b-9a4a-bc8aea7b7b84	2023-12-21	2.0	4.0	11084.0
2	1	4a184795-b056-4572-a874-644f68609ea3	2023-12-21	NaN	NaN	NaN

- 결제 데이터 총 체류시간
- 4. 결제 데이터 + 지점 정보 : 총 체류시간이 합쳐진 결제 여부 데이터와 유저가 방문한 공유오피스 지점의 정보가 포함된 데이터를 결합

	is_payment	user_uuid	trial_date	day	access_cnt	stay_time_second	site_id	office_area
0	0	2b251333-8676-4c11-a736-dcf2350f8821	2023-12-21	1	12	19596	49.0	50.0
1	0	e111619a-0975-451b-9a4a-bc8aea7b7b84	2023-12-21	2	4	11084	2.0	100.0
2	1	4a184795-b056-4572-a874-644f68609ea3	2023-12-21	<na></na>	<na></na>	<na></na>	NaN	NaN

- 결제 데이터 지점 정보 데이터
- 5. 결제 데이터 + 이용 날짜 정보 : 지점 정보가 합쳐진 결제 여부 데이터와 유저가 방문한 요일 및 주말 포함여부 데이터를 결합

	user_uuid	dayofweek_0	dayofweek_1	dayofweek_2	dayofweek_3	dayofweek_4	dayofweek_5	dayofweek_6
0	000590dc-046f-462b-8225-4c81a97b7166	0	1	0	0	0	0	0
1	000be14f-ba0f-4af6-bc2c-7b00dfcbc98c	0	0	0	1	1	0	0
2	0018e22d-a2cc-4e06-bca2-d6a041770f3b	0	0	1	1	0	0	0

• 결제 데이터 • 방문 요일 데이터

	user_uuid	weekend
0	000590dc-046f-462b-8225-4c81a97b7166	0
1	000be14f-ba0f-4af6-bc2c-7b00dfcbc98c	0
2	0018e22d-a2cc-4e06-bca2-d6a041770f3b	0

- 결제 데이터
- 주말 방문 여부 데이터 주말 방문: 1, 평일 방문: 0

4-4. 피쳐 인코딩

1) 범주형 데이터 원-핫 인코딩

주말 여부(weekend), 공유 오피스 면적(office_area), 지점별 id(site_id) 컬럼을 원-핫 인코딩하여 분류 모델의 데이터로 사용할 수 있도록 데이터 타입을 변경

weekend_0	weeken	d_1 weel	kend_2	office_area	_50.0 off	fice_area_10	0.0 office	_area_150.0
0)	1	0		1		0	0
0)	1	0		0		1	0
1		0	0		0		0	0
site_id_1.0	site_id_2.0	site_id_3.0	site_id_4.0	site_id_5.0	site_id_6.0	site_id_17.0	site_id_47.0	site_id_49.0
0	0	0	0	0	0	0	0	1
0	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

2) 시계열 데이터 사이클릭 인코딩

시계열적 특성을 가진 최초 입실(enter_hour), 최종 퇴실 시간(leave_hour) 컬럼에는 cyclic encoding 기법을 적용하여, 모델이 해당 변수의 주기성을 효과적으로 인식할 수 있도록 데이터를 변환한다.

방문하지 않은 유저들은 **hour_sin = 0, hour_cos = 1** 으로 값을 설정하여 $\sin^2 + \cos^2 = 1$ 이라는 삼각함수 성질을 만족할 수 있다. 해당 변환 작업을 통해서 **시간 속성을 나타내지 않도록 데이터값을 조정**하고, is_missing_time 컬럼을 새롭게 만들어 방문하지 않은 유저를 1로 표현한다.

	user_uuid	enter_hour_sin	enter_hour_cos	leave_hour_sin	leave_hour_cos	is_missing_time
0	2b251333-8676-4c11-a736- dcf2350f8821	7.071068e-01	-0.707107	-0.866025	-0.500000	0
1	e111619a-0975-451b-9a4a- bc8aea7b7b84	8.660254e-01	0.500000	-0.707107	-0.707107	0
2	4a184795-b056-4572-a874- 644f68609ea3	0.000000e+00	1.000000	0.000000	1.000000	1

4-5. 연속형(수치형)데이터 표준화

분류 모델이 연속형 변수(입퇴실 횟수(acces_cnt), 총 체류시간(stay_time_second), 총 방문일수(day))를 효과적으로 해석할 수 있도록, 평균을 0, 표준편차를 1로 맞추는 표준화(Standardization) 기법을 적용한다.

	user_uuid	access_cnt	stay_time_second	day
0	2b251333-8676-4c11-a736-dcf2350f8821	0.195142	-0.376638	-0.775964
1	e111619a-0975-451b-9a4a-bc8aea7b7b84	-0.680311	-0.710421	0.791066
2	4a184795-b056-4572-a874-644f68609ea3	0.000000	0.000000	0.000000

5.분석 결과

전처리가 완료된 데이터셋은 다양한 분류 모델을 활용해서 결제하는 고객과 결제하지 않는 고객으로 분류한다. 모델에 들어가는 파라미터 값은 기본값으로 설정하고, 높은 정확도, 정밀도를 나타내는 모델을 선택하여 하이퍼 파라미터 튜닝을 진행한다.

5-1. 분류 모델 테스트

1) 분류 모델 결과

모델	교차검증 평균 정확도	테스트셋 정확도	결제할 사람 예측 정밀도	결제할 사람 재현 율	결제할 사람 F1- score
로지스틱 회귀분석	0.6107	0.6197	0.50	0.40	0.44
의사결정트리	0.5806	0.5818	0.43	0.31	0.36
랜덤포레스트	0.6071	0.6171	0.49	0.28	0.35

모델	교차검증 평균 정확도	테스트셋 정확도	결제할 사람 예측 정밀도	결제할 사람 재현 율	결제할 사람 F1- score
XGBoost	0.6110	0.6317	0.53	0.29	0.38
LightGBM	0.6197	0.6306	0.53	0.27	0.36
CatBoost	0.6288	0.6416	0.56	0.25	0.35
AdaBoost	0.5985	0.6073	0.48	0.39	0.43

분류 모델의 정확도, 정밀도, 재현율, F1-score 확인 결과 **CatBoost 분류모델**을 사용하여 모델 성능향상을 위한 파라미터 튜닝을 진행한다.

2) CatBoost 사용 이유

1. 전체적인 정확도(Accuracy) 성능:

CatBoost의 정확도는 교차검증 0.63, 테스트셋 검증 0.64로 모든 모델 중에서 가장 높음

2. 가장 높은 정밀도(Precision) 성능:

비록 재현율(실제 결제자 중에서 얼마나 잘 찾았는지)은 높지 않지만, 정밀도(결제할 것이라고 예측했을 때 실제로 맞을 확률)가 가장 높음

3. 실제 활용으로 이어질 가능성:

정밀도가 높은 모델이므로, 결제할 가능성이 높은 고객에게 마케팅이 가능

5-2. 분류 모델 성능 개선

1) 하이퍼 파라미터 튜닝

하이퍼 파라미터 튜닝은 모델이 학습 전에 설정하는 값들을 최적화하는 과정을 뜻하며, 파라미터 튜닝을 통해 **분류 또는 예측모델의 성능을 높이고, 과적합이나 과소적합을 방지**할 수 있다.

기본 설정 값으로 가장 높은 성능을 보여준 CatBoost 분류 모델에 사용되는 설정 값들을 확인하여 하이퍼 파라미터 튜닝을 진행하고 더욱 높은 성능을 이끌어내도록 한다.

2) 하이퍼 파라미터 튜닝 결과

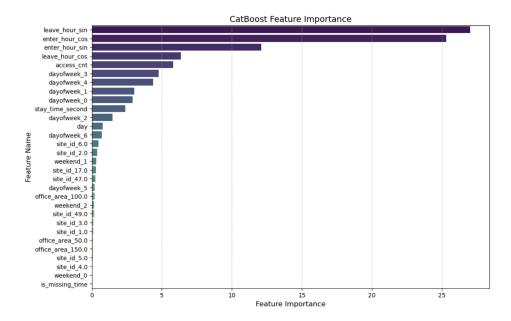
최적의 하이퍼 파라미터 :

• iteration: 700, depth: 4, class_weight: [1, 1], learning_rate: 0.03

모델	테스트셋 정확도	결제할 사람 정밀도	결제할 사람 재현율	결제할 사람 F1-score
CatBoost	0.6472	0.58	0.25	0.35

테스트셋 정확도 0.0056 증가, 결제할 사람 예측 정밀도 0.02 증가, 재현율, F1-score 동일

3) 모델 변수 중요도 확인

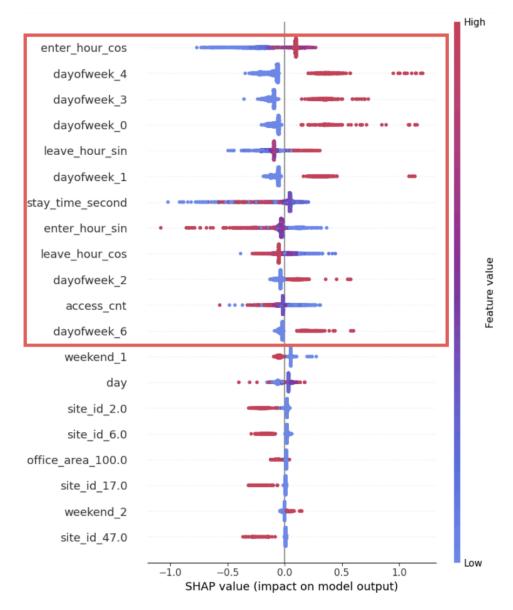


모델의 변수 중요도 확인 결과 사이클릭 인코딩을 진행한 최초 입실시간, 최종 퇴실시간 변수가 높은 중요도를 보여주며, 사이클릭 인코딩된 변수들은 sin, cos값을 합쳐서 하나의 변수로 확인한다.

순위	변수	중요도	순위	변수	중요도
1	enter_hour(최초 입실 시간)	37.38	7	dayofweek_0(월요일 방문자)	2.94
2	leave_hour(최종 퇴실 시간)	33.37	8	stay_time_second(체류시간)	2.38
3	access_cnt(입퇴실 횟수)	5.82	9	dayofweek_2(수요일 방문자)	1.48
4	dayofweek_3(목요일 방문자)	4.78	10	day(총 방문일수)	0.76
5	dayofweek_4(금요일 방문자)	4.36	11	dayofweek_6(일요일 방문자)	0.73
6	dayofweek_1(화요일 방문자)	3.03	12	site_id_6.0(6호 지점 방문여부)	0.47

4) 결제 여부에 따른 변수 영향력

모델 변수 중요도는 결제 여부 전체에 대한 모델 성능 중요도를 나타내므로, 개별 예측마다 각 변수들의 기여도 분포는 확인할 수 없다. 즉, 클래스별 영향력을 파악하기 위해 SHAP(Shapley Additive Explanations) 그래프를 확인한다.

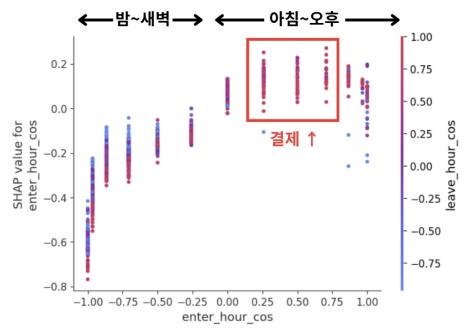


SHAP 그래프는 모델의 어떤 변수가 **얼마나, 어떻게(긍정 또는 부정) 결과에 영향**을 주었는지 확인할 수 있다. SHAP 그래프를 통해서 **enter_hour(입실 시간), dayofweek(방문 요일), leave_hour(퇴실 시간)**변수들이 **결제를 할 것(class=1)이라고 예측**하는데 중요한 변수로 사용되었다.

5) 변수별 결제 가능성 영향력 파악

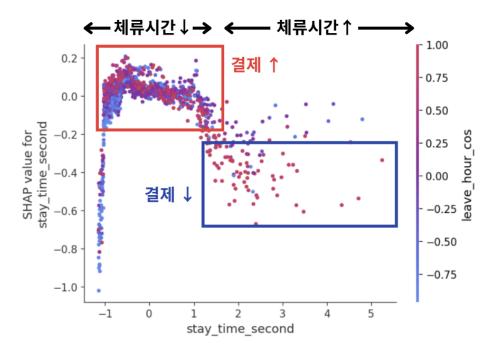
결제를 할 것이라고 예측하는데 높은 연관성을 보인 변수들이 어떤 값에서 영향을 주는지 확인하기 위해 Dependence 그래프를 시각화하여 확인한다.

• enter_hour(최초 입실 시간)



최초 입실 시간 기준으로 아침~낮에 입실한 유저가 결제할 확률이 높게 나타났다.

• stay_time_second(총 체류시간)



3일 무료체험 이용권을 사용하면서 너무 많은 시간을 공유오피스에서 보낸 유저의 경우 결제율이 낮을 것이라고 모델이 예측하였다.

5-3. 공유 오피스 유료 결제율과 IT 창업 기업 수 간 상관성 분석

본 분석에서는 **외부 데이터 인 월 별 IT 창업 기업 수와 기존 데이터를 활용한 공유 오피스 유료 결제율 간의 관계를 분석하였다.** 분석 결과, 흥미로운 패턴이 발견되었다.

- 데이터 소개
 - a. 월 별 IT 창업 기업 수 데이터 : 서울 기준 2021.05 ~ 2023.12까지 월 별 정보 통신업 창업 기업 수 데이터 (자료 : 중소벤처기업부)
 - b. **공유 오피스 유료 결제율 데이터** : trial_register 와 trial_payment 데이터를 활용해 무료 체험 신청 년,월을 기준으로 지불 여부 를 비율로 나타낸 데이터

1) 피어슨 상관계수

피어슨 상관계수	약 0.21
p-value	약 0.24

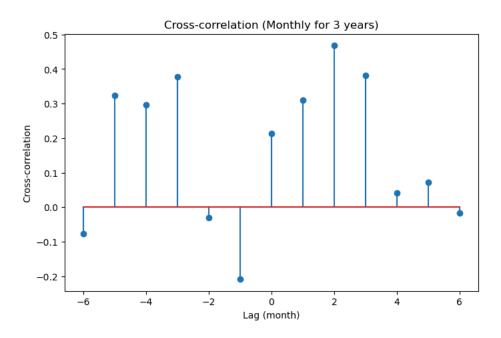
피어슨 상관계수를 확인해 본 결과, 0보다 큰 값으로 양의 상관관계에 있다고 볼 수 있으나,

기존 데이터 셋 양의 부족으로 p-value값이 0.05보다 큰 값을 가지고 있다. 따라서 심층적 통계적 검정을 통한 유의미성을 찾기 보다는 경향성 파악을 중심으로 한 분석을 진행하였다.

2) Cross-correlation 검증

*Cross-correlation 분석은 두 신호의 유사성을 확인하고, 시간 지연(시간 차이)을 기반으로 신호 간의 관계를 분석하는 방법이다. 시간 지연은 한 신호가 다른 신호를 시간적으로 얼마나 뒤따르거나 앞서는지를 나타낸다. 이를 통해 신호 간의 동기화 여부와 상대적인 시간적 상관성을 평가할 수 있다. 간단히 말해, 신호가 특정 시간 간격에서 얼마나 잘 맞는지를 측정하는 도구이다.

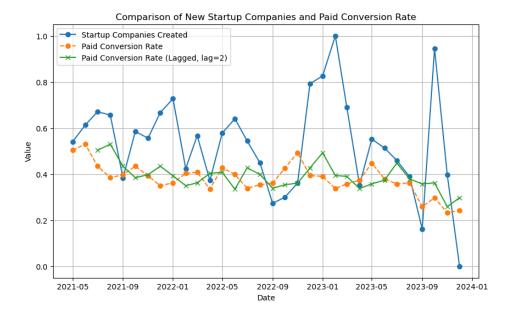
두 데이터 간 Cross-correlation 검증을 진행한 결과



2개월이 지난 시점이 절댓값이 가장 큰 상관계수를 가짐을 알 수 있다.

lag = 2일 때 상관계수가 가장 높다는 것은, **IT 창업 기업 수가 두 달 후에 공유 오피스의 유료 전환율에 긍정적인 영향을 미칠 가능성을 시사한다. 즉, 새로운 IT 창업 기업이 증가한 후 약 2개월이 지난 시점에서 공유 오피스를 유료로 전환하는 고객(기업)이 증가할 가능성이 있다는 의미로 해석할 수 있다.**

3) 데이터 분포 비교 분석



시각화를 진행한 결과, 다음과 같은 주요 인사이트를 확인할 수 있다:

- 1. 거시적인 관점에서, 전체적으로 두 변수의 수치는 하락세를 보이고 있다.
- 2. **세부적인 관점**에서는, IT 창업 기업 수가 증가하는 특정 시점에서 유료 전환율 또한 비슷한 시기(전후 2개월)에 증가하는 **비례 관계**가 확인되었다.

이러한 결과는 IT 창업 기업의 활동 증가가 공유 오피스 서비스로의 유료 전환에 일정한 영향을 미칠 가능성을 시사한다. 특히, 이러한 효과가 나타나는 시차(2개월 지연)를 고려할 때, 창업 기업 수 변화에 대한 선제적인 대응 마케팅 전략이 유효할 수 있음이 사료 된다.

5-4. 실제 사용 여부에 따른 유료 전환율 차이 검정

무료 이용권 신청자들 두 그룹(실사용자 vs 미사용자)으로 구분하여 계산한 전환율의 차이를 Z-검정로 검정한다.

1) 각 그룹의 전환율

	실사용자 그룹	미사용자 그룹	전체
신청자 수	6534 명	3090 명	9624 명
유료 결제 수	2564 명	1088 명	3652 명
전환율	39.24%	35.21%	37.95%

2) Z-검정 귀무가설

1. 양측 검정 : 두 그룹 간의 전환율 차이가 없다.

2. 단측 검정 : 실제 이용자 그룹의 전환율이 미사용자 그룹의 전환율보다 낮거나 같다.

3) Z-검정 결과

두 집단의 비율 차이를 검정하기 위해 Z-검정을 수행한다.

항목	값	해석
Z값	3.8374	두 그룹의 전환율 차이가 표준오차의 3.8배이다.
양측 p-value	0.00012432	유의수준 0.05에서 귀무가설을 기각한다.
단측 p-value	0.00006216	유의수준 0.05에서 귀무가설을 기각한다.

무료 이용권의 실제 사용 여부에 따른 유료 전환율의 차이가 유의미하고, 실사용자 그룹의 유료 전환율이 미사용자 그룹보다 더 높음을 확인했다.

6.공유오피스 마케팅 방안

6-1. 체험 이용 패턴에 따른 맞춤형 마케팅 전략

클러스터링 결과와 **분류 모델 결과**를 기반으로 공유오피스 체험 이용자의 체류 시간과 주요 입실 시간대에 따른 맞춤형 마케팅 전략을 제안할 수 있다.

1) 체류 시간 별 맞춤형 마케팅 전략

그룹 구분	특징	평균 체류 시간	이용 패턴	주요 니즈
단기 이용자 그룹	짧게 머물고, 빠르게 떠남	1.26시간	1~2시간 내외 단기 방문	회의, 간단한 업무 처리
장기 체류 그룹	오랜 시간 머무름	5.33시간	한나절 이상 이용	집중 업무, 원격 근무
중간 체류 그룹	반나절 정도 체류	3.29시간	오전 또는 오후 이용	짧은 프로젝트, 업무 정리

2) 단기 이용자 그룹 맞춤형 마케팅 전략

1. 특징:

- 평균 체류 시간이 1시간 26분으로 짧다.
- 주로 회의, 간단한 업무 처리 후 빠르게 떠난다.
- 정기권 구매보다는 필요할 때만 방문하는 경향을 보인다.
- 분류모델 확인 결과 체류시간이 짧은 유저의 결제건수가 증가한다.

2. 마케팅 전략:

전략 유형	세부 내용	기대 효과
시간 단위 요금제 강화 & 할인 프로모션	1시간 무료 이용권 제공 → 재방문 유도	신규 고객 유입 증가
	시간권 패키지 도입 (ex: 10시간권 구매 시 2시간 추가 제공)	단기 방문 고객 충성도 증가
	첫 방문 시 30% 할인 이벤트	첫 이용자의 체험 기회 확대
회의·업무 특화 서비스 제공	빠른 체크인 서비스 제공 (앱으로 사전 예약 후 QR 체크인)	방문 프로세스 간소화, 편의성 향상
	단기 방문자를 위한 소회의실 패키지 (시간 단위 대여 할인)	단기 업무 & 미팅 수요 충족
	간단한 업무 처리용 카페형 좌석 할인	가벼운 방문 고객의 접근성 확대
주 3일권 / 월 정기권 할인 제공	단기 이용자의 정기권 전환 유도	고객 락인 효과

3) 장기 체류 그룹 맞춤형 마케팅 전략

1. 특징:

- 평균 체류 시간이 5시간 33분으로 매우 길다.
- 집중 업무, 원격 근무, 프리랜서 이용 가능성 높다.
- 장기 이용 고객이므로 정기권 전환 가능성이 크다.
- 단기 이용자와 반대로 유료 결제건수가 급격히 줄어든다.

2. 마케팅 전략:

전략 유형	세부 내용	기대 효과
정기권 가입 유도 & 장기 이용 혜택 제공	1일권을 여러 번 구매하는 고객 대상 주 3일 이용권 도입	반복 방문 유도, 정기 고객 증가
	5일 이상 방문 시 1일 무료 제공 프로모션	장기 이용자 유지율 증가
	정기권 구매 시 VIP 전용 좌석 예약 혜택 제공	충성 고객 확보 및 프리미엄 서비스 차별화
	정기권 가격을 하향 조정하여 고객이 큰 부담 없이 이용할 수 있도록 이용률을 증가	정기권 사용 유저 확보가 가능
업무 집중 환경 개선 서비스 제공	프리랜서·재택근무자를 위한 월 단위 장기권 할인	장기 이용자 확보 및 충성도 향상
	개인 사물함 제공 서비스 (장기 이용자 대상 무료 제공)	편의성 증대, 재방문율 증가

4) 중간 체류 그룹 맞춤형 마케팅 전략

1. 특징:

- 평균 체류 시간이 3시간 29분으로 반나절 이용한다.
- 오전 또는 오후 한 타임 이용하는 경향을 보인다.

• 업무 미팅, 짧은 프로젝트를 수행할 가능성 있다.

2. 마케팅 전략:

전략 유형	세부 내용	기대 효과
반나절 패스 & 프로모션 제공	3시간 패스 상품 도입 → 1일권보다 저렴한 요금으로 유도	짧은 시간 이용 고객 확보, 유연한 요금제 제 공
	오전(9시~12시) 또는 오후(2시~5시) 특정 시간대 방문 시 이용료 할인	비혼잡 시간대 방문 유도
업무·미팅 고객을 위한 맞춤형 서비스	2~4시간 방문 고객에게 회의실 대여료 할인 제공	단기 방문자의 미팅·업무 활용도 증가
	팀 단위 방문자를 위한 "그룹 할인" (2인 이상 방문 시 추가 할인)	팀 단위 방문 유도 및 매출 증대

5) 결론: 체류 시간에 따른 정기권 판매 전략

체류 시간이 짧은 고객과 긴 고객의 니즈가 다르므로 차별화된 접근이 필요하다.

- 1. 단기 방문자 → 시간 단위 패키지와 할인 프로모션 활용한다.
- 2. **장기 체류자** → 정기권을 유도하고, 장기 이용자 전용 혜택 제공한다.
- 3. 중간 체류자 → 반나절 패스와 업무 지원 서비스 제공한다.

6) 체험 이용자의 주요 입실 시간대 별 맞춤형 마케팅 전략

그룹 구분	입실 시간대	평균 입실 시간	주요 특징	예상 니즈
야간 이용자 그룹	00시~04시	01:17AM	올빼미족 또는 야간 근무자	24시간 운영, 심야 할인
오전 이용자 그룹	05시~11시	09:25AM	출근형 유저, 아침 업무 시작	조용한 업무 환경, 모닝 프로모션
오후 이용자 그룹	12시~16시	01:44PM	점심 이후 방문, 오후 근무	점심 후 집중 업무 공간
저녁 이용자 그룹	17시~23시	06:56PM	퇴근 후 방문, 야간 업무&스터디	퇴근 후 업무, 스터디 공간

7) 야간 이용자 그룹 맞춤형 마케팅 전략

- 1. 특징:
- 가장 작은 그룹이지만 심야 시간에도 공유오피스를 이용하는 고객층이다.
- 밤샘 근무, 심야 작업, 해외 업무 시차 대응 목적일 가능성이 있다.
- 야간 이용 수요가 있으나, 보안 및 서비스 제공이 중요하다.
- 분류모델 분석 결과 야간 이용자들의 유료 결제율이 낮다.
- 2. 마케팅 전략:

전략 유형	세부 내용	기대 효과
야간 전용 멤버십 제공	심야 이용 고객을 위한 올빼미 멤버십 (00시~06시 전용 할인)	심야 이용 고객 확보 및 충성 고객 유도
	야간 정기권 (월 단위) → 야간 근무자 대상 저렴한 요금 제공	반복 방문 유도 및 장기 고객 확보
야간 이용 고객 락인 전략	3일 연속 심야 이용 시 1일 무료 이벤트	충성 고객 확보
	야간 방문 10회 누적 시 1회 무료 이용권 지급	장기적인 야간 고객 락인 효과

8) 오전 이용자 그룹 맞춤형 전략

- 1. 특징:
- 두 번째로 큰 그룹, 오전 5~11시 방문을 주로 하는 고객층이다.
- 출근형 고객이 많으며, 아침부터 업무를 시작한다.
- 조용한 환경, 고효율 업무 공간을 선호할 가능성이 높다.
- 오전~낮에 입실한 고객이 결제할 비중이 높음
- 2. 마케팅 전략:

전략 유형	세부 내용	기대 효과
모닝 패스 및 조기 방문 혜택 제공	조조 정기권 (05시~11시 이용권)	조기 방문 고객 확보 및 충성 고객 증가
	아침 9시 이전 방문 시 이용료 할인	아침 시간대 방문 유도
	모닝 고객 대상 조식/커피 제공	고객 만족도 향상 및 재방문 유도
출근 후 장기 이용 고객 락인 전략	오전 입실 후 6시간 이상 머물면 1시간 무료 제공	장기 체류 유도 및 고객 락인 효과
	아침 방문 + 오후 연장 이용 시 할인 적용	하루 종일 이용하는 고객 확보

9) 오후 이용자 그룹 맞춤형 마케팅 전략

1. 특징:

- 가장 큰 그룹으로 점심 이후 12~16시 사이에 방문한다.
- 점심을 먹고 본격적인 업무나 미팅을 시작하는 유저군이다.
- 오후 피로도가 높아지는 시점이므로 휴식·편의 서비스도 중요하다.

2. 마케팅 전략:

전략 유형	세부 내용	기대 효과
오후 집중 근무 특화 서비스	오후 집중 패스 (12시~17시 이용권) 판매	오후 시간대 고객 유치 및 체류 시간 증가
	오후 이용 고객 대상 무료 커피/차 제공	편의성 제공 및 고객 만족도 향상
	업무 효율 극대화 공간 제공	집중 업무 환경 조성 및 장기 체류 유도
팀 & 그룹 단위 혜택 제공	3인 이상 방문 시 회의실 할인	팀 단위 방문 증가 및 회의 공간 활용률 상승
	오후 시간대 소회의실 예약시 이용료 할인	업무 협업 공간 이용 증가

10) 저녁 이용자 그룹 맞춤형 마케팅 전략

1. 특징:

- 퇴근 후 방문 (17~23시), 저녁 시간대 활용도가 높다.
- 퇴근 후 업무 정리, 사이드 프로젝트, 스터디 그룹이 방문할 가능성이 높다.
- 혼자보다는 팀·스터디 단위로 방문할 가능성이 높다.
- 분류모델 분석 결과 저녁에 입실한 유저의 결제율이 낮다.

2. 마케팅 전략:

전략 유형	세부 내용	기대 효과
퇴근 후 업무 서포트 패키지 도입	저녁 정기권 (월~금 17시 이후 이용 가능)	퇴근 후 이용 고객 증가 및 락인 효과
	퇴근 후 방문 시 간단한 스낵 or 커피 제공	방문 유도 및 만족도 향상
	퇴근 후 방문 10회 누적 시 1회 무료	장기 방문 고객 유지
네트워킹 & 커뮤니티 이벤트 기획	야간 커뮤니티 이벤트 (스터디 그룹 매칭, 네트워킹)	고객 간 네트워킹 활성화
	야간 코워킹 & 프로젝트 이벤트	창의적인 협업 및 신규 고객 유입

11) 결론: 시간대별 맞춤형 정기권 및 혜택 제공 전략

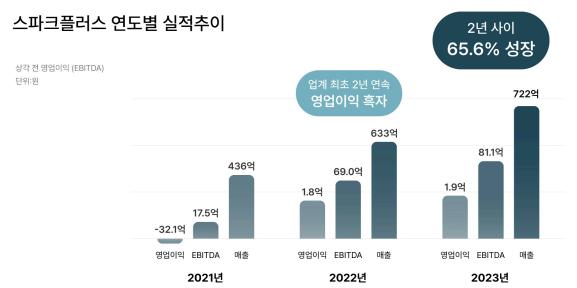
입실 시간이 다르면 고객의 니즈도 다르므로 시간대별 맞춤 전략이 필요하다.

- 1. 야간 방문자 → 올빼미족 특화 멤버십과 심야 전용 혜택을 제공한다.
- 2. 오전 방문자 → 조조 정기권과 아침 업무 효율 극대화 전략을 수립한다.
- 3. **오후 방문자** → 점심 이후 방문 혜택과 집중 업무 공간 제공한다.
- 4. **퇴근 후 방문자** → 저녁 업무·스터디 그룹 지원과 네트워킹 기회를 제공한다.

6-2. 타 지점 성공사례 기반 정기권 판매 전략

국내 기업 중 유일하게 성공한(흑자를 낸) 기업 : 스파크 플러스

SPARKPLUS



현재 스파크 플러스의 판매 전략

- 계약 인원 및 계약 면적에 따른 이용료를 할인해준다. (최대 월 47% 이용료 할인)
- 라운지 패스 : 7가지 스타일(비즈니스, 작업, 공부, 독서 등)의 라운지를 이용할 수 있는 상품이 있다. (6만원대~18만원대 가격으로 형성)
- 주말에만 사용할 수 있는 위켄드 패스와 365일 이용할 수 있는 올데이 패스로 구성되어 있다.
- 포커스룸&미팅룸 예약이 가능한 크레딧 제공해준다.

이외에도 다양한 기업의 공유 오피스들이 존재하고 계약 기간에 따른 이용률 할인이 존재

- 1. 패스트 파이브 : 선착순 or 오픈 특가 이용료 할인, 횟수 제한x 무제한패스, 직장인들을 위한 나이트패스(18시~6시), 횟수 제한x 주말 동안 이용 가능한 위켄드패스, 필요한 날짜에 사용하는 차감형패스, 최대 3시간 이용 가능한 매일 3시간 패스 -> 전부 사용 기간을 늘 릴수록 할인율을 높여준다.
- 2. 워크스페이스 : 단기간으로 계약할 수 있고, 프라이빗 룸 1일 체험비를 지원해준다.
- 3. 집무실 : 사용한 시간만큼 내는(매일 1시간 제공), 특정 고객층(직장인)을 위한 이용권(평일 18:00~05:59 무제한), 무제한 24시간 이용권, 3일 무료체험권으로 구성되어 있다.

6-3. 스타트업 타겟 마케팅 전략

분석 결과에 따르면 창업 기업 수가 증가하기 약 2개월 후에 유료 전환율이 상승하는 경향이 있으므로 이를 활용하여 선제적인 마케팅 전략을 제안한다.

1) 창업 지원 프로그램: Start-to-Success

이 프로그램은 IT 창업가들이 창업 준비하는 단계부터 자립에 이르기까지 필요한 모든 자원을 지원하여, 공유 오피스를 활발히 활용할 수 있도록 하는 프로그램이다.

창업 준비 정보와 커뮤니티 제공

- 공유 오피스 내에 창업 준비 커뮤니티 공간을 마련해 예비 창업가들이 필요한 정보를 자유롭게 교환할 수 있도록 지원한다.
- 온라인 커뮤니티 플랫폼도 함께 운영하여 지역적 한계를 뛰어넘는 협력과 정보 공유가 가능하도록 만든다.
- 창업 초기 필수 정보(법률, 세무, 자금 조달 등)를 체계적으로 정리한 리소스 자료를 제공해 창업가들의 학습을 지원한다.

네트워킹 및 협업 활성화

• 창업자들과 투자자, 혹은 동료 창업가들 간의 연결을 돕는 네트워킹 이벤트를 정기적으로 개최한다.

• 공유 오피스 내에서 협업이 자연스럽게 이루어질 수 있도록 팀 프로젝트 공간이나 브레인스토밍 세션을 운영한다.

2) 기업 연계 이용권 할인 및 중장기 계약 프로그램

- 창업 기업 수가 증가하는 특정 시점과 그 전후의 유료 전환율 비례 관계를 활용하여, 초기 창업 기업들이 **장기적인 공유 오피스 계약**을 체결하도록 유도한다.
- 이용권 할인 혜택을 통해 초기 진입 장벽을 낮추고, 장기적으로 안정된 고객 기반을 확보하는 것을 목표로 한다.

연계 할인 혜택 제공

- 창업 초기 기업(특정 기간 이내에 설립된 기업)을 대상으로 공유 오피스 이용권 할인 혜택을 제공한다.
- 단기 이용권보다 중장기 계약을 체결할 경우 할인율을 추가로 제공하여 장기 계약을 유도한다.

예: 3개월 계약: 10% 할인 → 6개월 계약: 15% 할인 → 12개월 계약: 20% 할인

기업 간 연계 프로그램 포함

• 이 할인 혜택에는 **기업 간 협력 기회**를 제공하는 프로그램이 포함된다. 예를 들어, 창업 초기 기업들이 투자자 또는 협력사를 만날 수 있는 네트워킹 이벤트와 같은 기회를 제공한다.

장기적 이점 강조

- 중장기 계약이 창업 기업들에게 제공할 수 있는 안정적 자원(저렴한 비용, 전문 서비스 접근성 등)을 명확히 전달한다.
- 특히, 공유 오피스를 통한 네트워킹과 성장 가능성에 초점을 맞춰 창업 기업들이 단순히 공간을 대여하는 것 이상의 혜택을 얻을 수 있음을 강조한다.