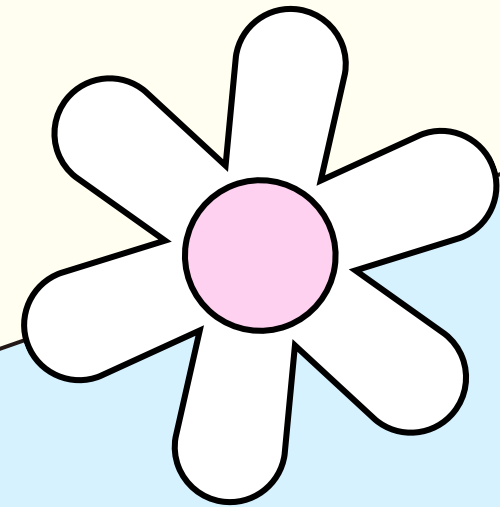


어서오세요 환영합니다!

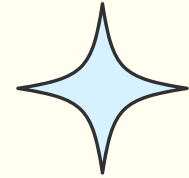
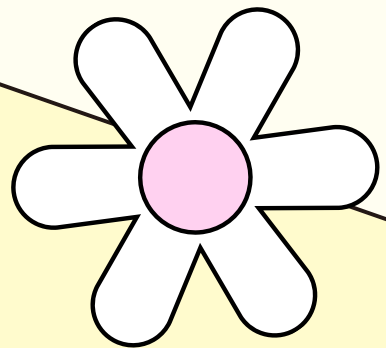
RFM을 활용한
BNK 모바일 뱅킹
퍼스ونا 개발



01

RFM Clustering

- ① 이할까
- ② RFM 정의
- ③ Clustering



이탈까란 ?

30일 동안 방문하지 않은 너!

30일 이전에 단 한번만 접속했던 고객들은 데이터 부족 및 무관심이라 판단
즉, 이탈 가능성이 높을 것이라 판단하여 제거 후 RFM Clustering 진행



RFM

Recency

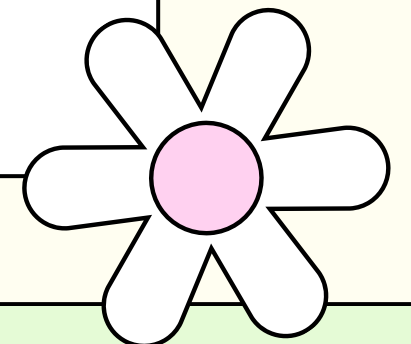
마지막으로 구매한 시점이 얼마나
최근인지 수치화
기준일자와 기준시간을 분석 시간
과의 차이로 수치 적용

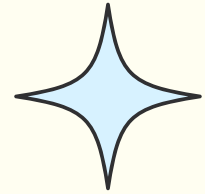
Frequency

이벤트 타입 기준 이벤트를
얼마나 자주 사용하는지 수치화

Monetary

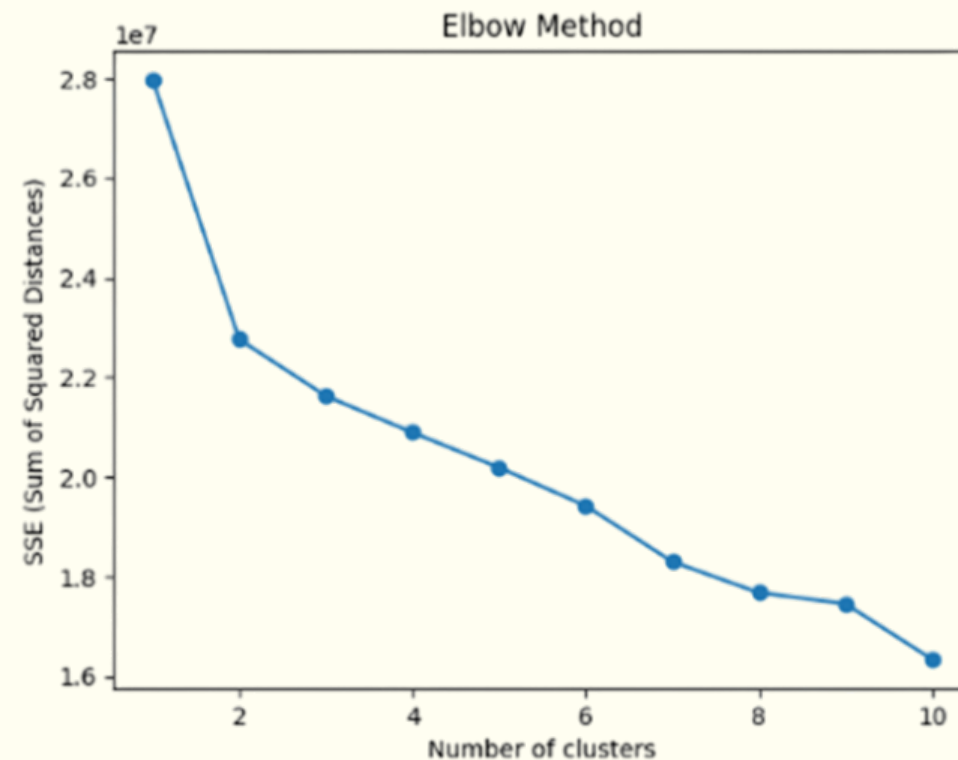
고객이 사용한 총 금액으로,
카드 사용액을 수치화





Clustering

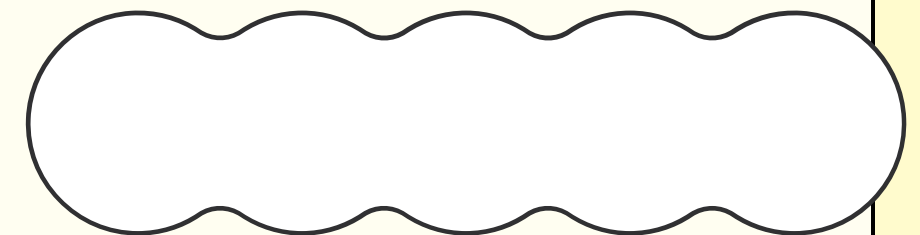
- Clustering이란 데이터 안에서 패턴과 구조를 파악하여, 군집의 정보를 발견하는 알고리즘
Elbow point를 통해 클러스터K의 수를 결정하고 이를 기반으로 K-means clustering 진행



The Elbow Method

```
sse = []  
k_range = range(1, 11)
```

```
for k in k_range:  
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, random_state=42)  
    kmeans.fit(df)  
    sse.append(kmeans.inertia_)
```

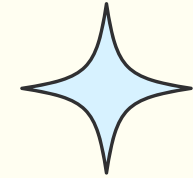
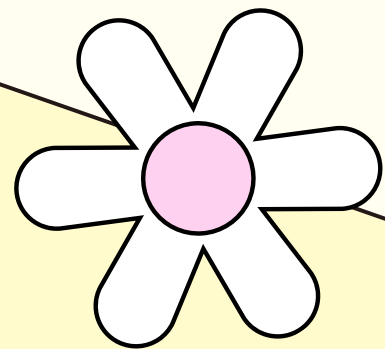


02

페르소나 개발 및 분석

① 페르소나 개발

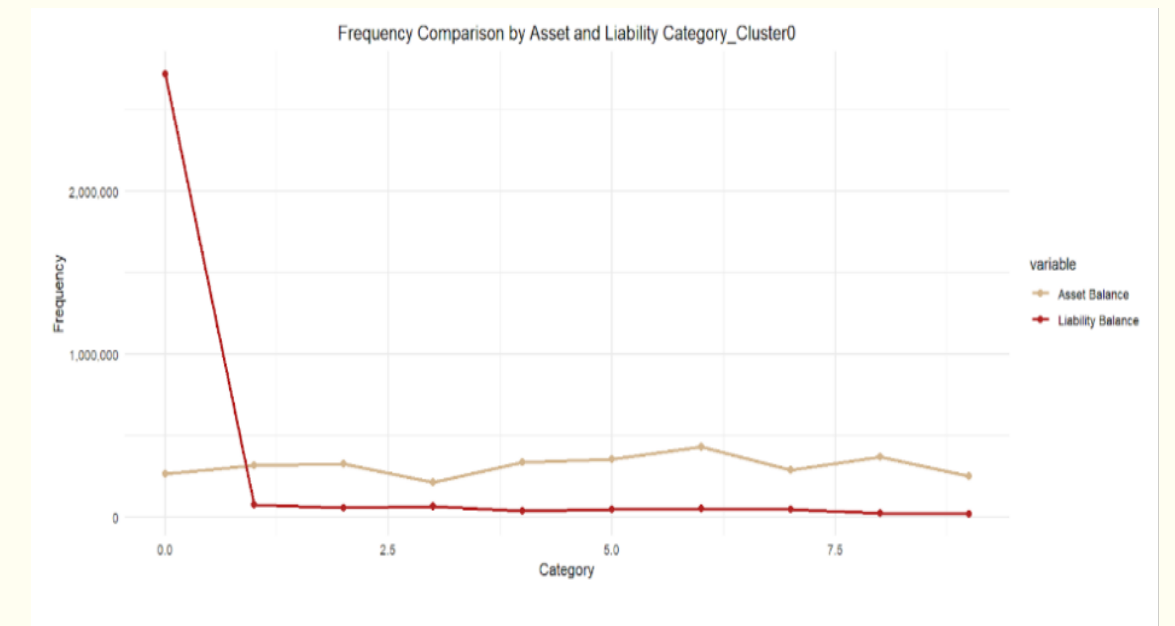
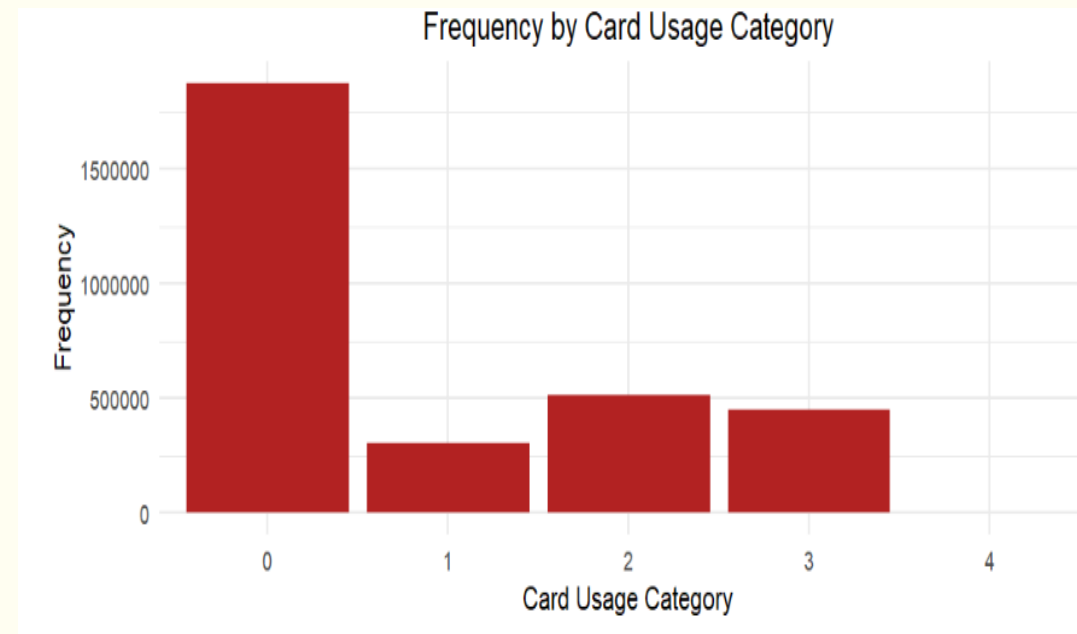
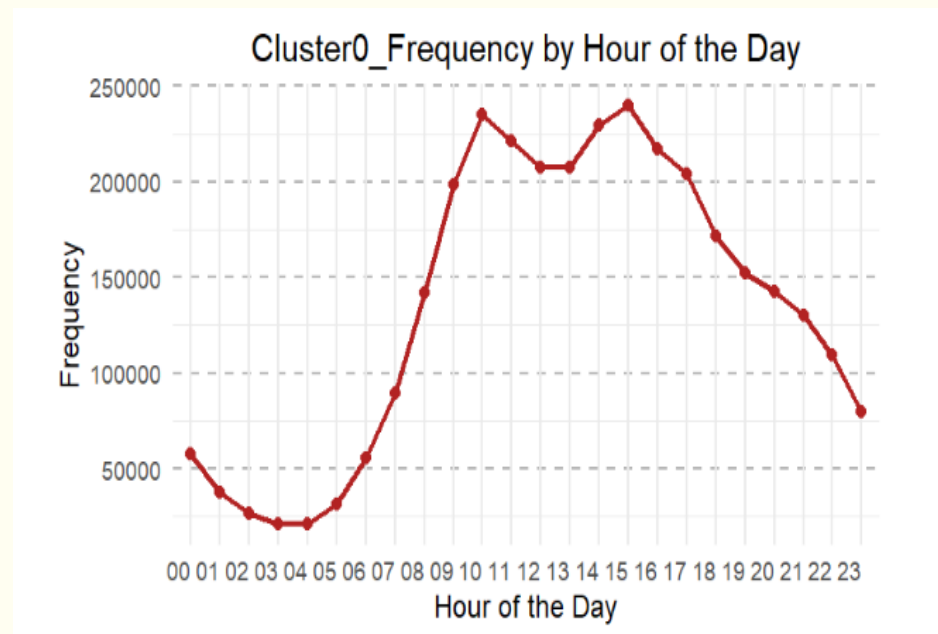
② 페르소나 설정 및 근거

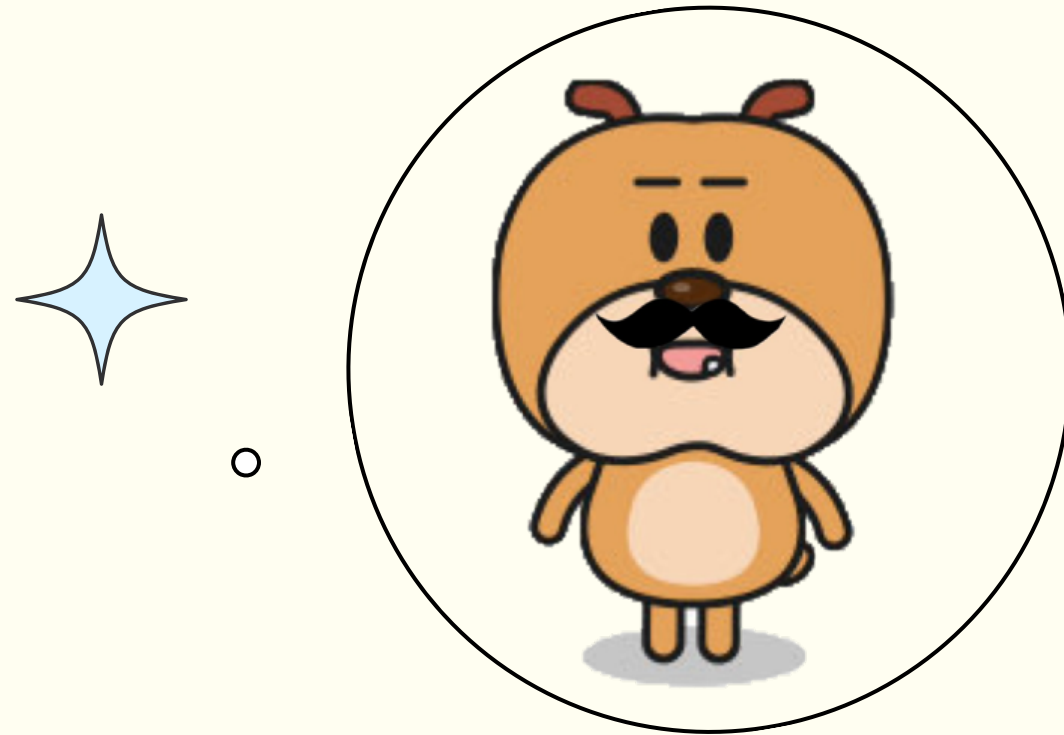




디지털 금융에 익숙한 사용자

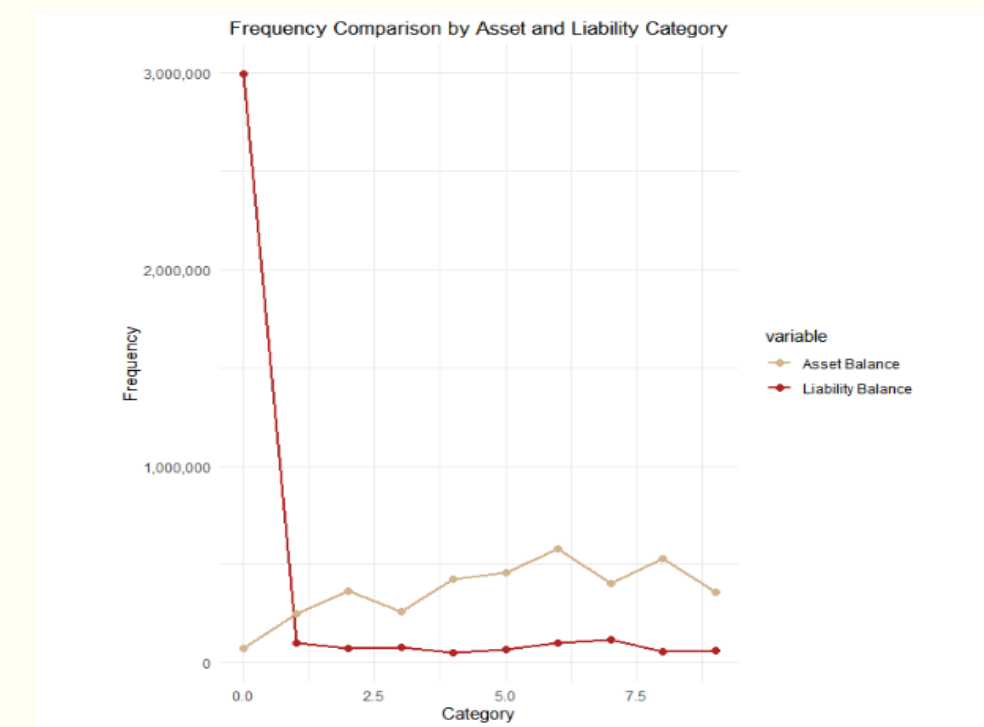
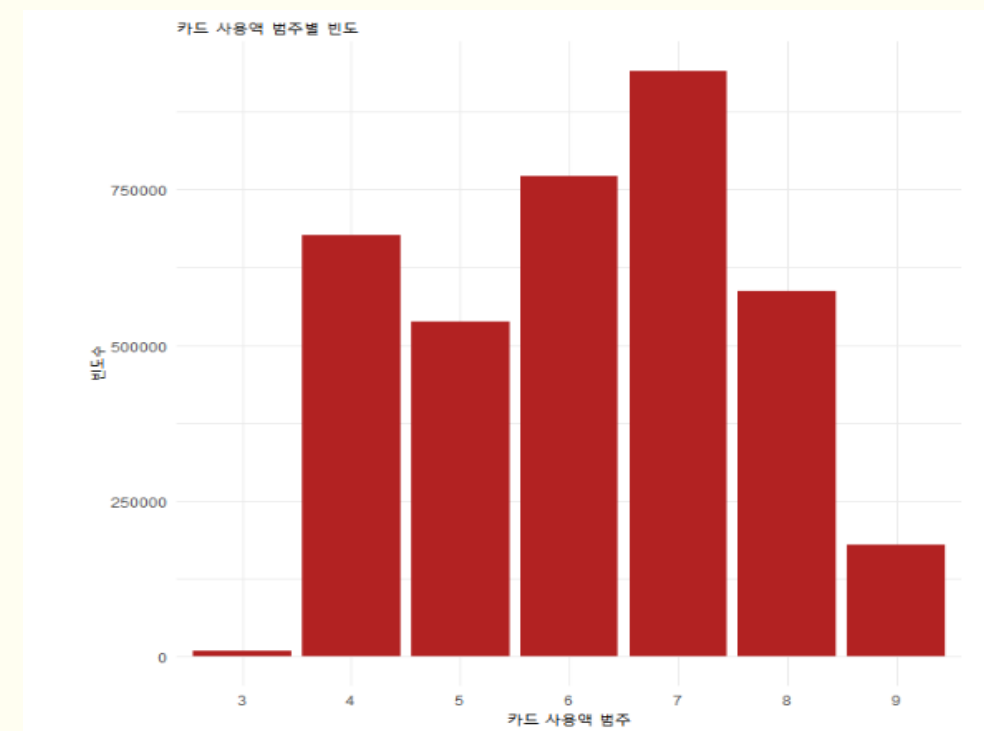
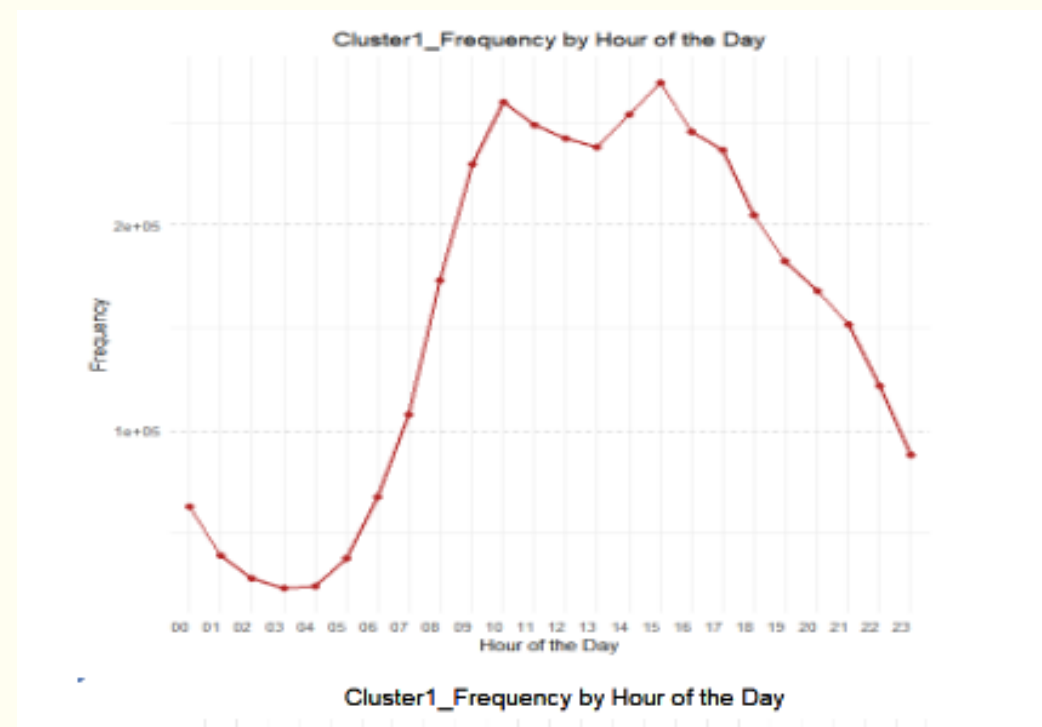
- 사용 빈도가 높은 그룹
- 카드 사용액(60일간 전체 기간 사용액 합산)이 대체적으로 낮음
- 주로 사용하는 어플의 이벤트는 inquiry, remit, marketing 순
- 대출 미보유 사람이 많음.
- 자산 보유 정도는 만원 이하부터 9단계까지 비교적 균등하게 분포되어 있음





부유한 중장년층

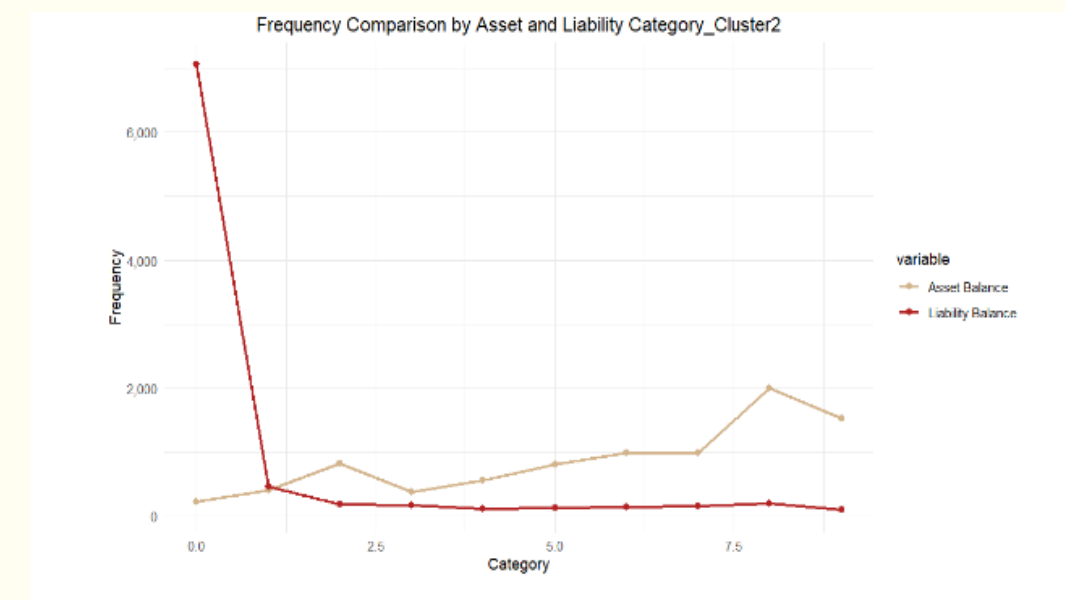
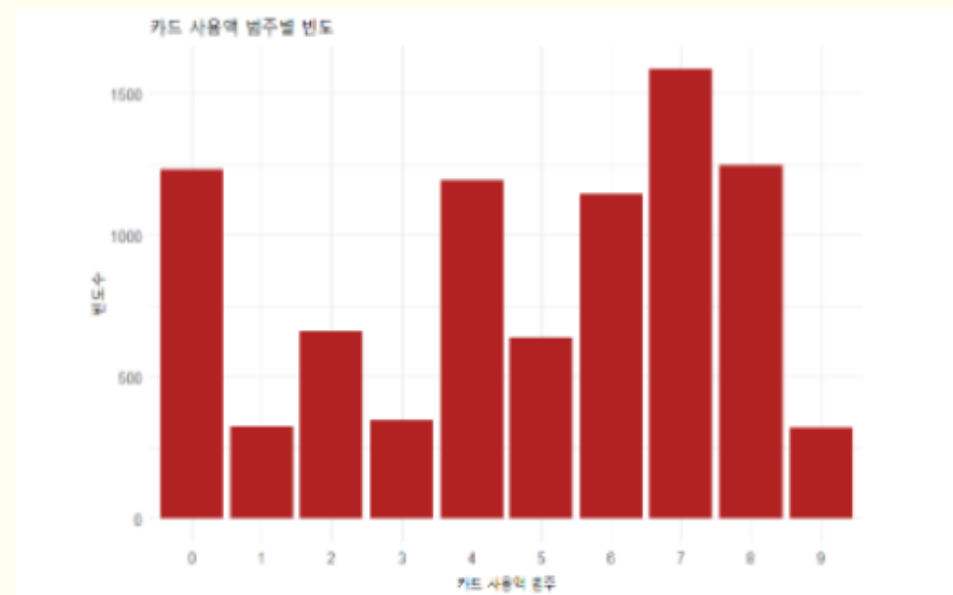
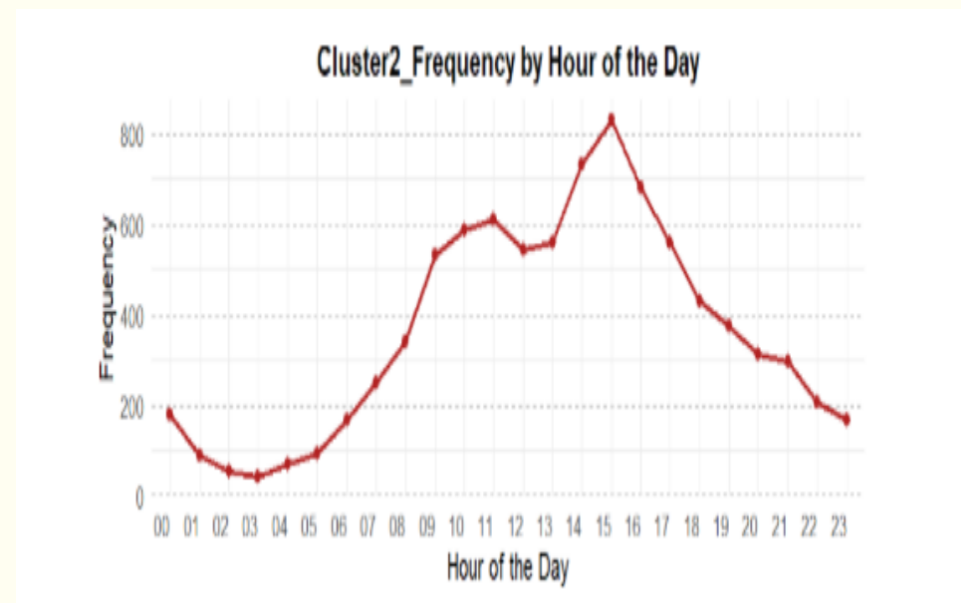
- 사용 빈도가 높지 않은 그룹
- 카드 사용액이 대체적으로 높음
- 주로 사용하는 어플의 이벤트는 inquiry, remit, marketing 순
- 대출 미보유 사람은 많지만, 자산이 만원 이하인 사람은 거의 없음
- 주로 고액자산가





MZ세대와 시니어세대

- event, life를 많이 이용하는 페르소나
 - event - 다양한 혜택 및 이벤트
 - life - 고메부산과 बैं킹 꿀팁 등에서 실시하는 샐러드, 쿠키, 피자 등의 음식과 삶의 질을 향상시켜주는 이벤트, 쿠폰패키지 등등
- 연령대 그래프에서 다른 페르소나에 비해 청년층이 높은 값을 보임
- 카드사용빈도 일관적
- 중장년층 남성과 청년층 여성이 주를 이룸





이름: 백나경(BNK)
나이: 32세
성별: 여성
자산 잔액: 30만원 이상 50만원 미만
부채 잔액: 대출 미보유



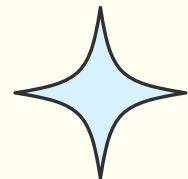
이름: 김만수
나이: 57세
성별: 남성
자산 잔액: 1천만원 이상 3천만원 미만
부채 잔액: 5천만원 이상 1억원 미만

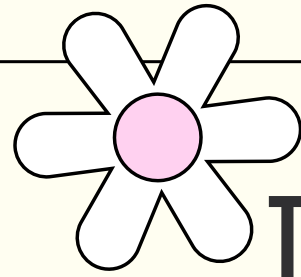


이름: 동백이
나이: 23세
성별: 여성
자산 잔액: 2백만원 이상 5백만원 미만
부채 잔액: 5백만원 이상 일천만원 미만



이름: 동백이 아빠
나이: 59세
성별: 남성
자산 잔액: 1만원 이상 십만원 미만
부채 잔액: 5백만원 이상 일천만원 미만





페르소나 개발 근거

- XGBoost와 RandomForest등의 알고리즘을 사용해서 고객의 개인정보를 넣어 그룹을 예측하는 모델 개발
- 이후, 설정한 페르소나의 개인 정보를 모델에 넣어 그룹 확인

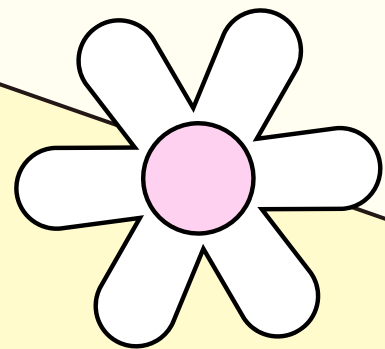
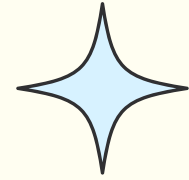
```
new_data = pd.DataFrame({  
    '카드사용액': [3],  
    '연령': [2],  
    '자산잔액': [3],  
    '부채잔액': [0],  
    '성별_M': [False] # 'True' for Male  
})  
  
# Use the model to predict the class for the new data  
prediction = model.predict(new_data)  
  
print(f"The predicted class for the new data is: {prediction[0]}")
```

The predicted class for the new data is :0

=> 페르소나를 특정 그룹에 배정 가능 & 각 그룹의 인사이트에 해당되어 적합하다고 판단

03

퍼스널 마케팅 제안 및 기대효과



마케팅 방안 및 기대효과



디지털 금융에 익숙한 사용자

- 비대면 금융 서비스 강조
- 간편한 소액 투자 및 고액 혜택 강화



부유한 중장년층

- 여가, 여행 및 건강 관련 혜택
- 자산 보호 및 상속 플랜



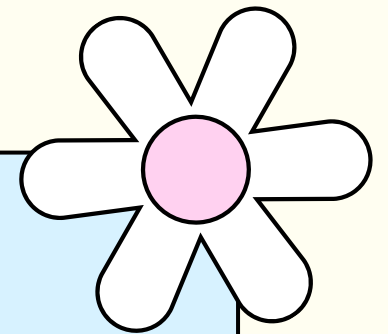
MZ세대와 시니어세대

- 가족 공동 할인 및 혜택
- 가족 관계를 강조한 마케팅 메시지



이탈자

- 앱테크 만보기
- 일상 건강 관리, 금융 서비스를 연결하여 모바일 뱅킹 참여도 증가 기대

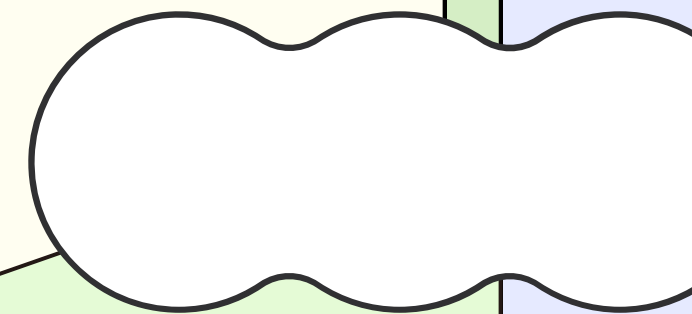
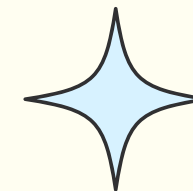
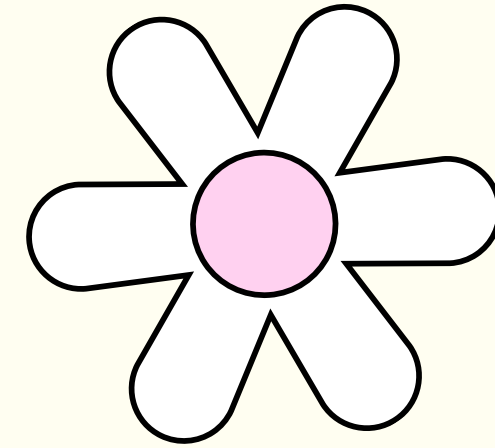


No.01

감사합니다!

contact

심정지류 | DIVE2024



P R E S E N T A T I O N