정민영(Ryan)

Data Analyst

이름: 정민영 (Ryan Jeong)

생년월일: 1990.02.09

연락처: 010-7406-9949

이메일:jeongmy9002@gmail.com

PORTFOLIO

Contents

- [Internal Data / EDA] 사내 고객 데이터 분석을 통한 내부 평가지표 설계 및 이행
- 2 [이커머스 고객 Segmentation을 위한 RFM 분석 / EDA] RFM분석을 이용한 고객 Segmentation 및 경영 전략 수립
- 3 [금융거래 데이터 분석 / ML] 신용카드 데이터를 통한 고객 이탈 예측 및 마케팅 전략 수립

Project 1

사내 고객 데이터 분석을 통한 내부 평가지표 설계

프로젝트 개요

프로젝트 일정 / 인원

● 2022 / 2023 사내 개인 프로젝트

문제정의

- 1년에 매니징 할 수 있는 감사 프로젝트는 1년 50개 이내
- 팀KPI 증진을 위해 능률적인 50개의 프로젝트 선정 필요
- 능률적인 프로젝트가 무엇인지 정의
- 각 프로젝트의 특징을 고려하여 50개의 년간 프로젝트 선 정하여 KPI 달성 및 효율적인 팀을 운영

수행역활

- Excel과 Pivot table funcion을 통한 데이터 전처리
- Feature정의와 점수화를 통한 고객 세분화
- 고객 세분화에 따른 프로젝트 선정 및 팀 운영 전략 수립

GitHub

Internal Data

[2018-2022 차체 사내 고객 데이터]



Quant features

- 투입 된 인원수
- 총 일한 가격
- Budget
- 실제 받은 가격



Qual features

- 재무 기장 상태
- Tone at the top
- 회사와의 관계
- 실제 결제일수

Score & Ranking

분석 방법론

Definition

어떠한 프로젝트가 팀에게 도움이 되는 파일인지 가장 제일 금액의 프로젝트가 항상 좋은 파일은 아님 으로 능룍적인 프로젝트 정의 자페 평가

Scoring & Ranking

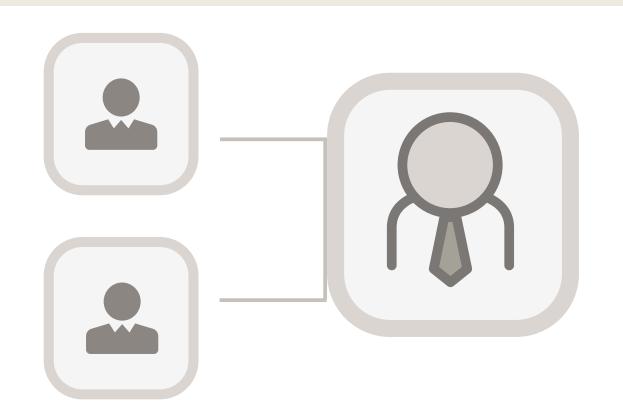
자체 기준에 따른 정량적/정성적 데이터에 가중치를 부여, 해당 가중치로 점수를 곱한 후 합산하여 프로젝트 / 고객 순위 설정

Decision Making

설정된 평가지표로 팀내 토론 후 유지해야할 프로젝 트와 거절해야할 프로젝트 및 새로운 프로젝트 점수 지표 비교 후 년간 프로젝트 설정

KPI

- 년간 총 프로젝트 금액
- 실제 프로젝트 정산일
- 프로젝트 갯수
- 고객 유지 및 고객사 관리
- 신규 고객 유치



정의

능률적인 프로젝트란?

- 1. 금액 높다고 항상 좋은 프로젝트는 아님
- 2. Budget 대비 Cost(실제 비용) 적은 고객
- 3. 감사원들이 프로젝트에 대한 이해도가 높은 프로젝트
- 4. 결제가 빨리 이루어 지는 고객
- 5. 회계감사의 대한 고객의 태도

Scoring

Qualitative features

- (Budget Cost) / Actual price
- 순위 1-50 부여후 1등은 50점, 50등은 1점 부여
- 순위에 따른 차등 점수 부여

Quantitative features

- 10가지의 정성적인 feature들을 활용
- 1 5까지의 점수 개별 평가 후 (5점 만점)
- Quant 50 + qual 50 점
- 합산된 점수로 최종 순위 부여
- 최하위 10개와
- 새로운 대기 중인 고객 10개 비교하여 결정

01

분석 결과 및 운영

- 2022년 대비 2023년 Collection amount 15% 상승
- 2022년 대비 2023년 매출 8% 상승
- 2023년 대비 2024년 매출 5% 상승
- 능률적인 년간 프로젝트 계획 및 운영으로 팀 KPI달성 및 팀의 매출 상승에 기여

배운점 및 발전 가능성

- 데이터 분석 직무가 아니더라도 데이터에 대한 기본적인 이해를 통한 기본적인 데 이터 전처리에 대한 이해 상승
- 개인적인 KPI 달성을 위한 개인 프로젝트
- 2022년 대비 2023년 2024년 상승하는 성과 보여주었으나 내가 만든 지표가 계 속 성과가 날 것 인지 나 뿐만 아님 다 른 다른 팀원들 에게도 효과적인지 검증 해보지 못한 아쉬움



Project 2

고객 Segmentation 및 RFM 분석을 활용한 경영 전 략 수립

프로젝트 개요

프로젝트 일정 / 인원

• 2024 06.10 ~ 2024.06.24 (2주) / 개인

문제정의

- 오픈마켓 런칭 이후 서비스 정체기로 인한 영업이익, 사용 고객수 감소
- 오픈마켄 플랫폼 고객 데이터를 활용하여 고객군을 놔누고 각 고객군별 현재 고객들의 서비스 이용 현황 파악 및
 경영 전략 수립

수행역활

주역활

- RFM 기법 활용 및 지표 정의를 통한 고객 Segementation
- RFM 기반의 데이터 분석을 통한 인사이트 도출
- Retention Analysis를 통한 고객 수 변화 파악
- Python, numpy, pandas 활용한 데이터 EDA/전처리
- matplotlib, seaborn을 이용한 데이터 시각화

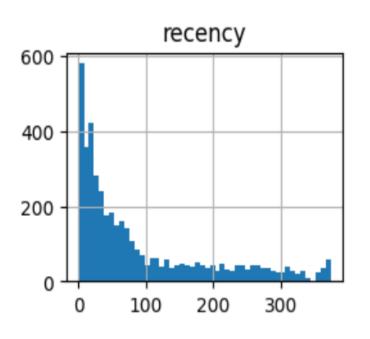
Retention Rate

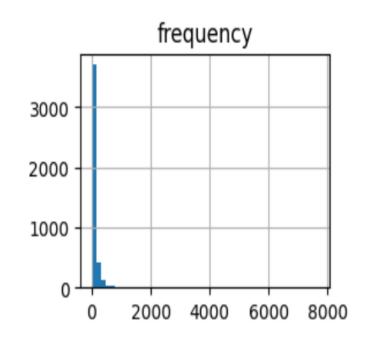


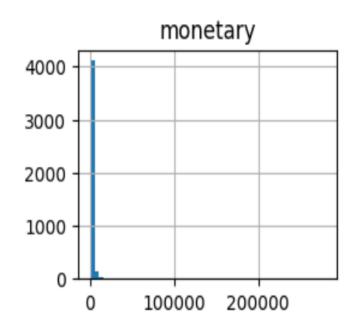
Analysis

- 2010년부터 13개월간 5.4M 개의 이커머스 구매 데이터
- 매월 가입자를 기준으로 Cohort Analysis 진행
- 2010년 처음 오픈 후 새로운 고객의 유입이 꾸준히 감소
- 하지만 처음 유입된 고객층에 충성 고객층이 있음을 확인

RFM







RFM별 분포도 확인

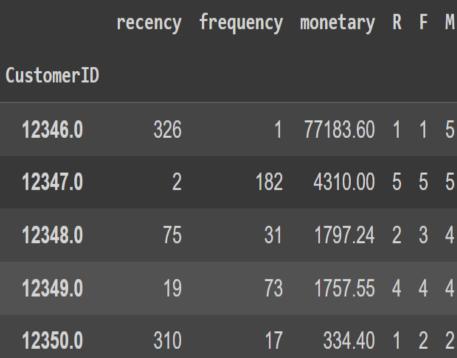
- Recency : 최근에 구매를한 고객들의 수가 많음
- Frequency: 1회성으로 구매한 고객들의 수가 많음
- Monetary : 적은 금액을 구매한 고객들의 수가 많음
- Recency를 제외한 Frequency와 Monetary는 왼쪽으로 치우침이 심함

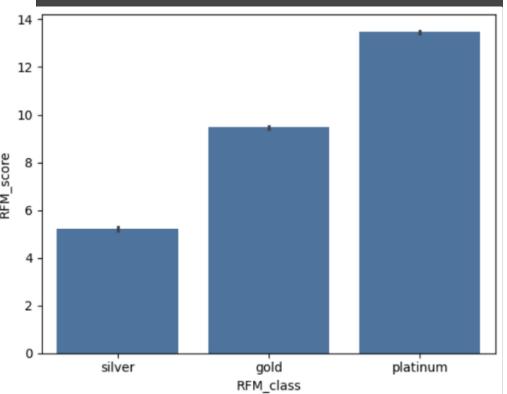
점수 구간화 (Scoring)

	recency	frequency	monetary		
	mean	mean	mean	sum	
RFM_score					
3	278	7	138	37,309	
4	204	11	200	52,138	
5	183	16	295	108,729	
6	126	20	371	142,014	
7	103	26	898	345,746	
8	87	36	628	227,483	
9	70	46	858	309,676	
10	59	62	1,123	392,016	
11	45	80	1,445	487,016	
12	35	108	1,794	592,058	
13	23	140	3,080	973,379	
14	16	230	4,797	1,467,897	
15	5	439	11,596	3,583,278	

- R, F, M의 각각의 점수를 합산
- RFM 값이 높을 수록 우수 고객
- RFM 값이 낮을 수록 이탈 / 휴면 고객
- RFM 점수가 높을 수록 최근에 높은 금
 액으로 구매를 한 정황이 확인됨

- Scoring : RFM 각 요인들을 5등급으로 분류
- Qcut을 이용하여 각요소에 20%를 적 용
- Recency는 최근일수록 높은 점수를 부여하고, Frequency, Monetary는 값이 클 수록 높은 점수를 부여함
- RFM합산 점수를 Qcut을 이용 하여 Silver-Gold-Platinum으로 고객군 segmentation 기법 적용





RFM 분석결과 및 경영 전략

	recency	frequency	monetary		
	mean	mean	mean	sum	count
RFM_class					
silver	170	17	411	685,936	1,668
gold	66	56	1,005	1,416,192	1,409
platinum	20	227	5,247	6,616,612	1,261

등급별 고객 군에 따른 마케팅 전략

- RECENCY, FREQUENCY, MONETARY 점수에 따른 차등 등급별 혜택 적용 필요
- 상품 구매시 다음 등급 혜택에 대한 프로모션 진행 및 기준 설명
- 다음 등급까지의 구매 횟수와 남은 금액을 알려주어 구매 유도

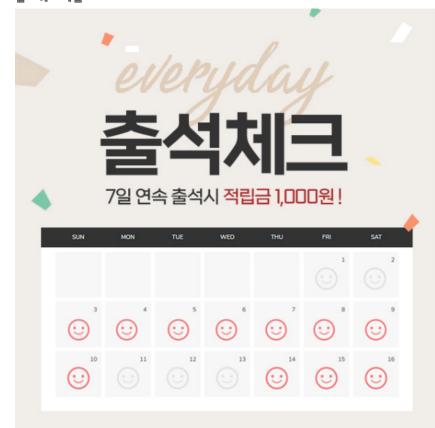
[예시]



RFM 점수에 따른 마케팅 전략

- RECENCY(최근성) R이 낮은경우, COMEBACK 프로모션 알림 전송 및 빠른 구매시 혜택 증정
- FREQUENCY(빈도) F가 낮은 경우, 방문을 자주하면 주는 포인트, 구매 혜택을 알림으로 사이트 자주 방문 유도
- MONETARY(구매금액) M이 낮은 경우 추가적인 구매시 할인 혜택 부여, 더 높은 금액의 구매를 유도

[예시]



배운점

RFM 점수에 따른 마케팅 전략

- Cohort Analysis / Retention rate 에 대한 이해
- RFM를 이용한 Segmetation에 대한 전반 적 인 이해도 향상
- Python, numpy, pandas에 대한 이해도 향상

Project 3

신용카드 데이터를 통한 고객이탈 예측 및 마케팅 전략 수립

프로젝트 개요

프로젝트 일정 / 인원

2024 06.24 ~ 2024.07.20 (4주) / 4명

문제정의

- 신용카드 거래 데이터를 활용한 데이터 분석
- 리스크에 따른 고객군 정의 및 고객 분류
- 머신러닝을 이용한 패턴 도출
- 도출된 패턴을 활용한 맞춤 마케팅 전략 수립

수행역활

주역활

- Python, numpy, pandas 활용한 데이터 EDA/전처리
- matplotlib, seaborn을 이용한 데이터 시각화
- 머신러닝 / Decision Tree를 사용한 분류 모델 구축
- 결과를 기반으로한 인사이트 도출 및 전략 수립

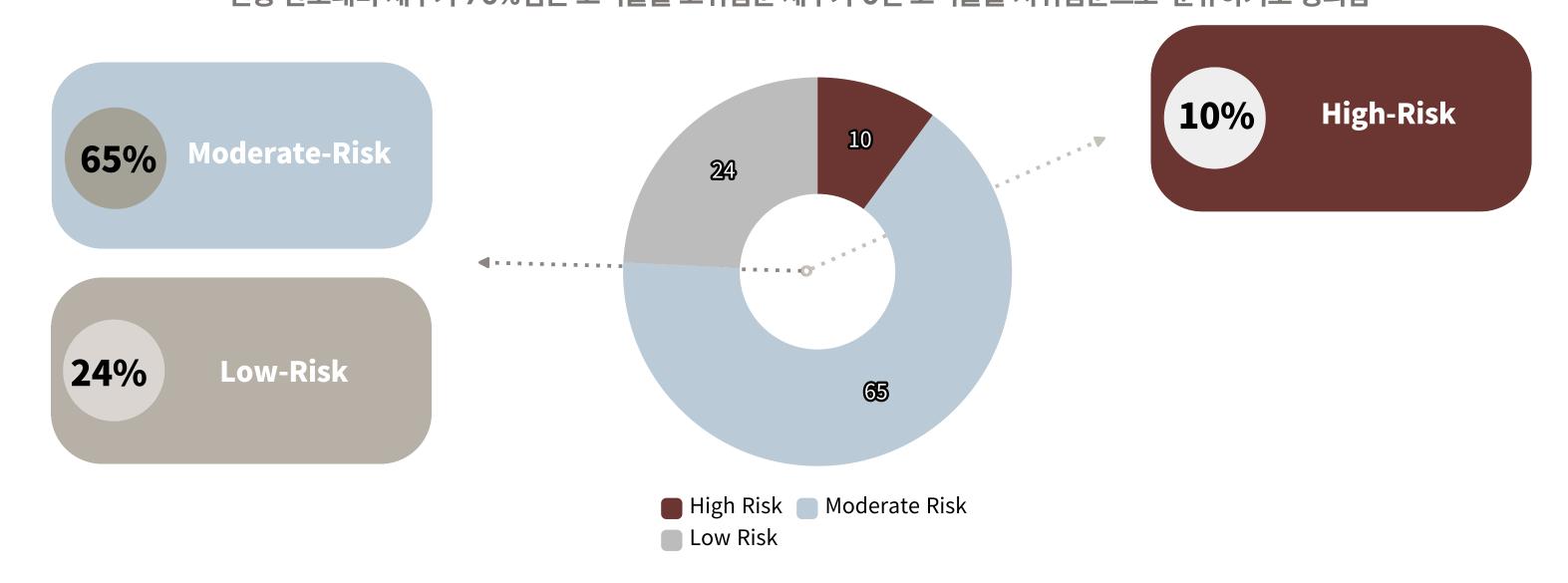
Risk 별 고객 분류

고객 Risk군 정의: Income(수익) 대비 Revolving rate(채무) 값이 높으면 갚을 능력이 되지 않는다

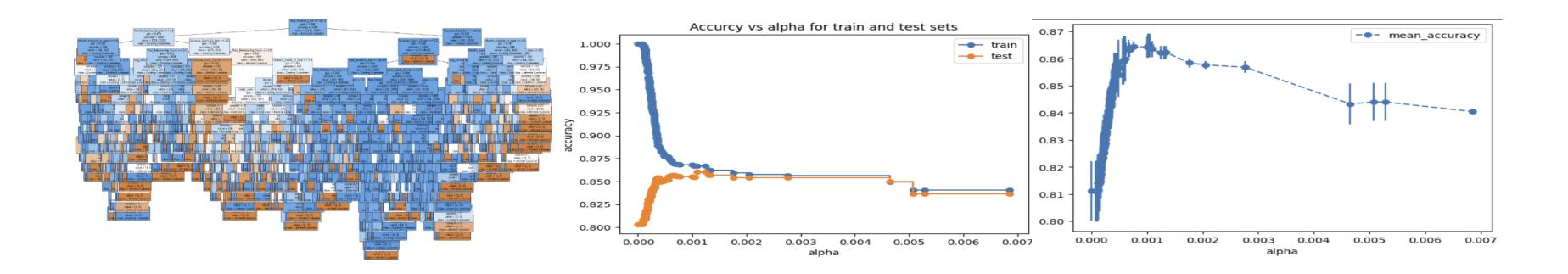
문제점: 하지만 우리가 갖고 있는 data에 income은 숫자가 아닌 범위형 데이터로 되어있음

해결방안 : 일반적으로 신용한도는 income(수익)에 대비하여 credit_limit이 나오기 때문에 Income(수익) 대신 credit_limit(신용카드 한도)을 사용

신용 한도대비 채무가 70%넘는 고객들을 고위험군 채무가 0인 고객들을 저위험군으로 분류하기로 정의함



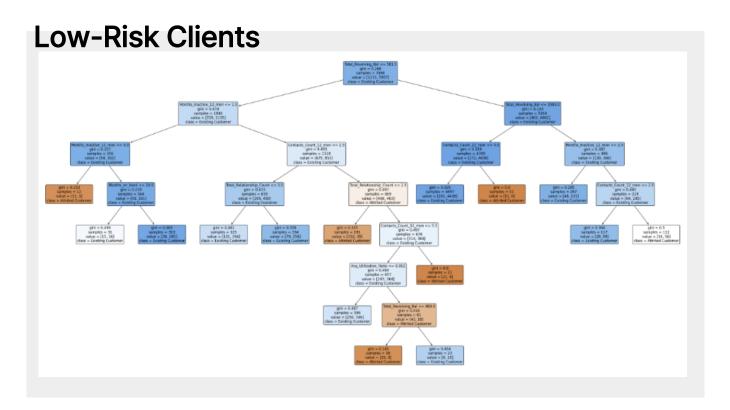
ML - Decision Tree

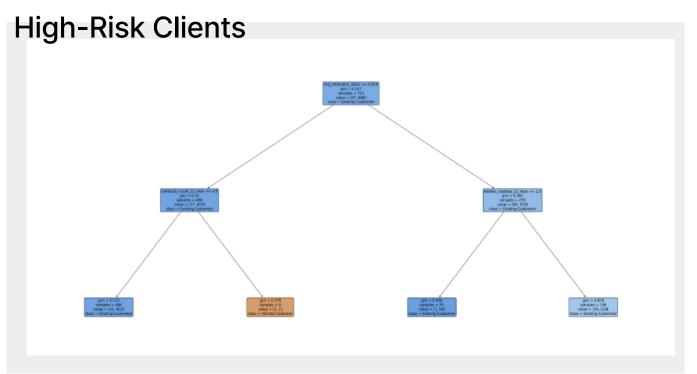


Machine Learning 분석 방법론

- 1. 모든 데이터를 이용 Decion Tree Machine Learning기법을 활용하여 모델링 실행
- 2. 결과를 이용하여 Decision Tree를 실제로 그려보고 과적합이 있다고 판단
- 3. Cost Complexity Pruning과 & Cross Validation기법을 이용하여 Decision Tree모델링에서 최적의 post-pruning(가지치기)를 하기위한 Alpha를 찾아냄
- 4. 찾아낸 최적화된 모델링을 이용하여 앞서 분류 했던 각 리스크별 Decision Tree를 그려 봄
- 5. Gini Index를 이용한 예측 모델 구축

Machine Learning





이탈 Low-Risk 고객군

- Low 리스크 고객들 중 이탈한 고객들은 1.5달 이상 카드를 사용하지 않으며 고객들이 신용카드 회사와 맺고 있는 상품의 수가 2.5개 이하인 경우가 많았음이탈하지 않은 Low-Risk 고객군
- Low 리스크 고객들중 이탈하지 않은 고객들은 1.5 개월을 제외한 모든달에 카드 사용 기록이 있고, 2.5개 이상의 상품을 카드사와 맺고 있으며, 2.5번 이하로 연락하 는 것을 선호했다

이탈 High-Risk 고객군

- 신용 한도대비 사용한 비율이 0.828 이하이며 1년에 4.5 이상 연락을 하면 이탈하는 경향을 보임
- 이탈하지 않은 High-Risk 고객군
- 신용 한도대비 사용한 비율이 0.828 이상이며 1년에 1.5번 이하로 컨택을 하면 이탈하지 않는 경향을 보임

Marketing Strategy

Low-Risk 고객군

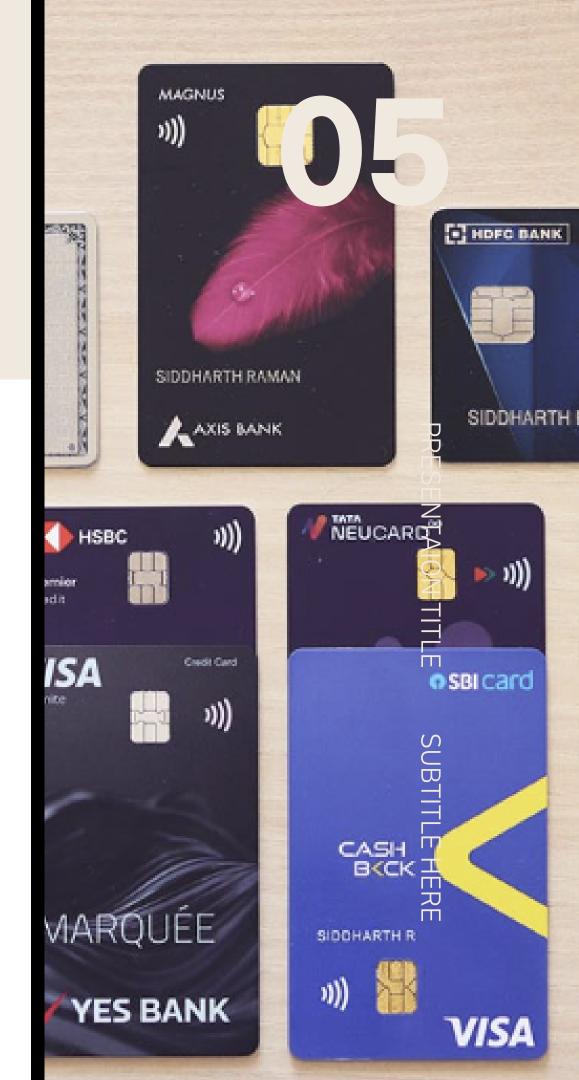
- Low Risk고객들은 고객들이 신용카드 회사와 맺고 있는 상품 또는 서비스 수가 높고 사용 빈도수가 잦을 수록 이탈하지 않는 패턴을 보임
- 매달 신용카드를 소비 할 수 있도록 하는 프로모션을 진행하고 고객들이 신용카드 회사와 맺고 있는 상품 또 는 서비스를 더 이용 할 수 있는 프로모션을 제시한다면 Low-Risk 고객군의 이탈율을 줄일 수 있을 것 같음

High-Risk 고객군

- Decision Tree마지막 node를 보니 4.5번 이하로 컨택할수록 고객들이 이탈하지 않는 경향을 보임. 너무 잦은 연락은 이탈율을 높일 수 있으니 4.5번이하 즉 분기에 1번정도 연락을 하며 신용카드 한도 상향을 제한을 한다면 이탈율을 줄이며 고객들을 유지 할수 있을 듯함

배운점 및 발전 방향

- Python을 이용한 데이터 분석 인사이트
- Python을 이용한 머신러닝 수행 능력 향 상
- 머신러닝 기반의 데이터 분석 및 예측 능력 습득
- 예측한 데이터를 바탕으로 결과 까지 실험 가능하다면 더욱더 배울게 많을 것 같음



THANK YOU!