『당행의 4분기 고객 데이터 분석 보고서』

Leader 이용혁
Sub-Leader 양영화
Member 이수진 윤해민 진선영

2024.07.30

B05 - GOAT

목차

추진 배경 및 진행 결과

1. 고객데이터 분석 추진 배경

1 현황 및 문제점

• 당행의 신용 등급이 낮은 고객의 비율(23%)이 타행 평균 신용 불량자 대비 10% 이상 많은 것으로 파악되며 이에 따른 관리 필요

• 마케팅 및 고객관리 차원에서 효과적인 전략 수립 및 실행을 위한 데이터 기반 근거 마련 시급

2 추진 목적

- 당행의 전반적인 고객 현황 파악
- 고객을 세분화하여 분석하고, 대출 심사 및 고위험군 고객 대응 전략 지원
- 특히, 리스크 관리가 필요한 고객 세분화 및 액션 플랜 도출 지원

3 기대 효과

- 데이터 분석 기반 고객 관계 관리 전략 개선
- 당행의 현금 유동성 리스크 감소
- 장기적으로 Data-Driven 의사결정 문화 기여

*고정이하여신(금융감독원)
고정 : 90일 이상 연체시 / 30~90일 (요주의) / 30일 미만(정상)

2. 고객데이터 분석 프로세스 – 진행 프레임

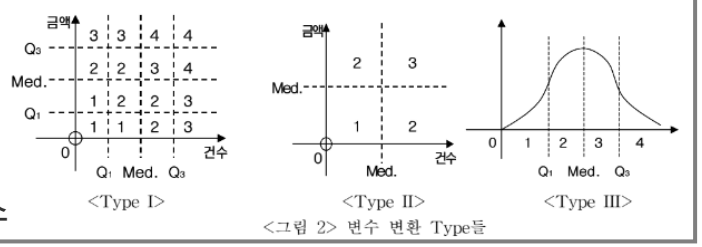
고객 분석 프로젝트는 크게 5단계를 거쳐 진행

00 은행 고객들의 연간 데이터 중 4분기(9-12月) 데이터 활용

전략방향 수립	데이터 수집	데이터 정제	데이터 분석	세그먼트 프로파일링
• 고객 데이터 분석 목표 설정 • 가설 설정 • 분석 주제 및 방향 설정 • 분석 기법 선정	• 당행의 4분기 데이터 (출처 : Kaggle) • 필요한 추가 데이터 확인	• 데이터 전처리* • 데이터 통합	• 현황 파악을 위한 데이터 EDA 및 통계 분석 • Clustering 적용 통한 고객 세분화 수행	• Segment별 특성 파악 - 프로파일 분석 • Segment 라벨링 - 프로파일 특성 파악 후 이름 부여

*데이터 전처리

1.결측치 처리
2.이상치 처리
3.분석목적에 맞는 새 컬럼 생성
4.분석에 필요한 변수 추출
5.분석의 효율을 위한 데이터 size 축소



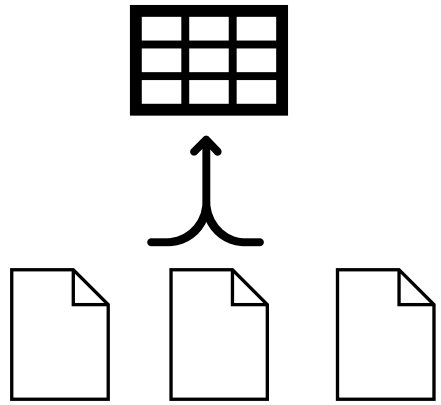
<그림 2> 변수 변환 Type들

2. 고객데이터 분석 프로세스 – 이후 추진 계획

3. 고객데이터 분석 진행 개요 – 데이터 분석 및 모델링

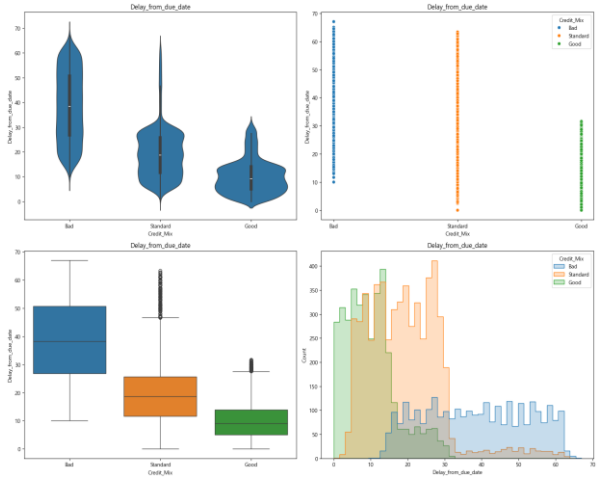
고객데이터 분석은 아래와 같은 4단계 과정으로 진행함

데이터 통합 및 전처리



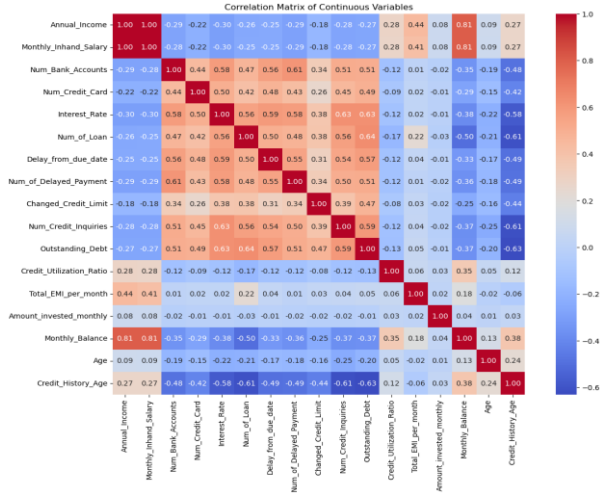
- 오탈자 및 결측값 처리
- 이상치 탐색 및 처리
- 고객 별 4개월 데이터 통합

EDA 및 시각화



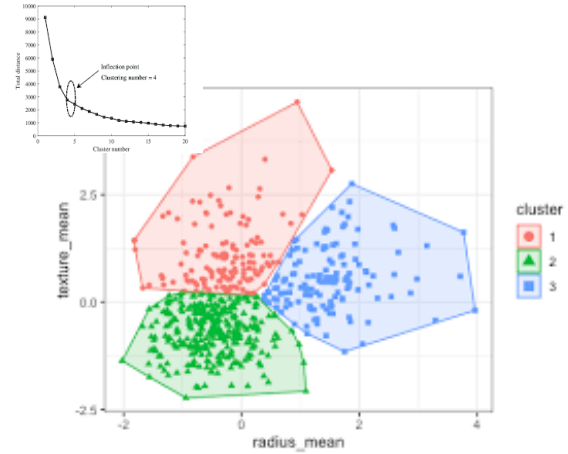
- 데이터 현황을 파악하기 위한 데이터 시각화를 포함한 다양한 EDA 수행

통계 분석



- 변수 간 관계 파악을 위한 통계 분석

세그먼트 분석



- K-means 군집화를 통한 신용 불량자 추가 세그멘테이션 진행 및 인사이트 도출

3-0. 데이터 설명 (Description)

특징	개수
데이터 개수	50,000
컬럼 수	27

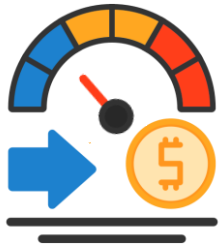
컬럼	카테고리	뜻	특징	데이터타입	결측값
ID	인구통계학적 변수(6)	고유한 식별자	식별자	object	
Customer_ID		고객 식별자	식별자	object	
Name		고객 이름	식별자	object	5015
Age		고객의 나이		int	
SSN		주민등록번호	식별자	object	
Occupation		직업		object	
Annual_Income	금융 정보 변수(5)	연간 소득	고객의 연간 총 소득	float	
Monthly_Inhand_Salary		월 실수령 급여	세금 및 기타 공제를 제외한 월별 실수령 금액	float	7498
Outstanding_Debt		미결제 부채	현재까지 결제되지 않은 부채의 총액	float	
Credit_Utilization_Ratio		신용 이용 비율	사용 가능한 신용 한도 중 사용된 금액의 비율	float	
Monthly_Balance		월말 잔액	월말 기준 계좌의 잔액	float	562
Num_Bank_Accounts	거래 변수(6)	은행 계좌 수	고객이 보유한 은행 계좌의 수	int	
Num_Credit_Card		신용카드 수	고객이 보유한 신용카드의 수	int	
Total_EMI_per_month		월별 총 EMI <할부금>	고객이 매월 지불하는 EMI(원리금 균등 상환액)의 총합	float	
Amount_invested_monthly		월별 투자 금액	고객이 매월 투자하는 금액	float	2271
Num_of_Loan		대출 건수	고객이 받은 대출의 건수	int	
Type_of_Loan		대출 종류	고객이 받은 대출의 종류	int	5704
Interest_Rate	신용 변수(7)	대출 이자율	고객이 받은 대출의 이자율	float	
Delay_from_due_date		연체 기간	연체된 일수	int	
Num_of_Delayed_Payment		연체 횟수	연체된 결제의 횟수	int	3498
Changed_Credit_Limit		신용 한도 변경 여부	신용 한도가 변경된 횟수	int	
Num_Credit_Inquiries		신용 조회 수	신용 조회가 이루어진 횟수	int	1035
Credit_Mix		신용 구성	고객의 신용 유형 구성	object	
Credit_History_Age		신용 기록 연령	고객의 신용 기록 기간	object	4470
Payment_of_Min_Amount	결제 행동 변수(2)	최소 금액 지불 여부	최소 지불 금액을 지불했는지 여부	object	
Payment_Behaviour		결제 행동	고객의 결제 행동 패턴	object	
Month		데이터가 수집된 월		object	

❖ **기간** : 데이터는 9월부터 12월까지의 고객별 월 단위로 구성되어 있습니다.
❖ **고객 단위** : 각 고객 당 총 4개의 데이터 포인트가 있습니다.

3-0. 데이터 설명 (Description)

- 연구 대상 : 4분기에 00은행을 이용한 12,500명
- 집단 구분 : 신용 등급 변수를 활용하여 ‘Good’, ‘Standard’, ‘Bad’ 로 집단을 구분
- 집단 특성

Good



- 총 3,701명
- 평균 연령 : 30.3세
- 연소득 ($) : 68,516.2
- 월급 ($) : 5,664.8

Standard

- 총 5,646명
- 평균 연령 : 33.4세
- 연소득 ($) : 47,630.9
- 월급 ($) : 3,943.1

Bad

- 총 2,919명
- 평균 연령 : 37.4세
- 연소득 ($) : 32,803.7
- 월급 ($) : 2,722.5

3-0. 데이터 설명 (Description)

- 금융 정보 변수

	Good	Standard	Bad	Total
	M (SD)	M (SD)	M (SD)	M (SD)
Outstanding_Debt	**740.1 (431.6)**	1066.8 (686.3)	**3002.3 (1064.2)**	1428.8 (1155.5)
Credit_Utilization_Ratio	**32.8 (3.3)**	32.3 (3.0)	**31.6 (3.0)**	32.3 (3.1)
Monthly_Balance	**507.1 (225.3)**	397.6 (158.7)	**281.6 (72.0)**	403.0 (186.9)

3-2. 데이터 설명 (Description)

- 거래 변수

	Good	Standard	Bad	Total
	M (SD)	M (SD)	M (SD)	M (SD)
Num_Bank_Accounts	**2.9 (2.0)**	5.7 (1.8)	**8.0 (1.4)**	5.4 (2.6)
Num_Credit_Card	**4.3 (1.7)**	5.3 (1.7)	**7.5 (1.7)**	5.5 (2.1)
Total_EMI_per_month	**126.8 (198.0)**	111.7 (150.9)	**141.7 (123.9)**	123.4 (161.6)
Amount_invested_monthly	**656.5 (1258.6)**	604.7 (1218.0)	**584.2 (1287.9)**	615.4 (1247.4)
Num_of_Loan	**2.0 (1.4)**	3.1 (2.0)	**6.4 (1.9)**	3.5 (2.4)

3-0. 데이터 설명 (Description)

- 신용 변수

	Good	Standard	Bad	Total
	M (SD)	M (SD)	M (SD)	M (SD)
Interest_Rate	**6.4 (3.4)**	14.8 (6.9)	**24.5 (5.7)**	14.5 (8.7)
Delay_from_due_date	**10.1 (6.9)**	19.4 (10.1)	**38.5 (13.9)**	21.1 (14.7)
Num_of_Delayed_Payment	**7.1 (4.6)**	14.0 (3.8)	**20.0 (3.2)**	13.4 (6.2)
Changed_Credit_Limit	**6.4 (3.4)**	11.4 (4.9)	**14.1 (8.9)**	10.5 (6.5)
Num_Credit_Inquiries	**4.3 (2.1)**	7.1 (3.5)	**11.4 (2.6)**	7.3 (3.9)
Credit_History_Age	**24.6 (5.3)**	19.1 (7.4)	**9.9 (5.0)**	18.6 (8.3)

3-1. 데이터 통합 및 전처리 (Preprocessing)

- **결측치 및 오탈자, 이상치 처리**
  - 나이, 직업 등 **고객별 변동이 없는 변수** : 결측치 및 이상값을 각 고객의 **최빈값으로 대체**
  - 연체 이율, 투자 비용 등 **월별 변동 가능 변수** : 도메인 지식 및 IQR 기반 이상치 처리, 처리 불가한 경우는 탈락
- **그룹화 및 집계**
  - 고객별 4개월의 데이터를 하나의 행으로 통합
  - 통합 시 분석에 필요한 변수 선택
  - 고객 ID(Customer_ID 변수)를 기준으로 데이터 그룹화
    - **최빈값** : Occupation, Annual_Income, Monthly_Inhand_Salary 등
    - **평균** : Num_Bank_Accounts, Interest_Rate
    - **최대값(최신 데이터)** : Age, Credit_History_Age 등

최종 데이터셋

- 12,500명의 고객 중 **12,265명의 고객 데이터 유지**
- 통합된 데이터프레임 생성

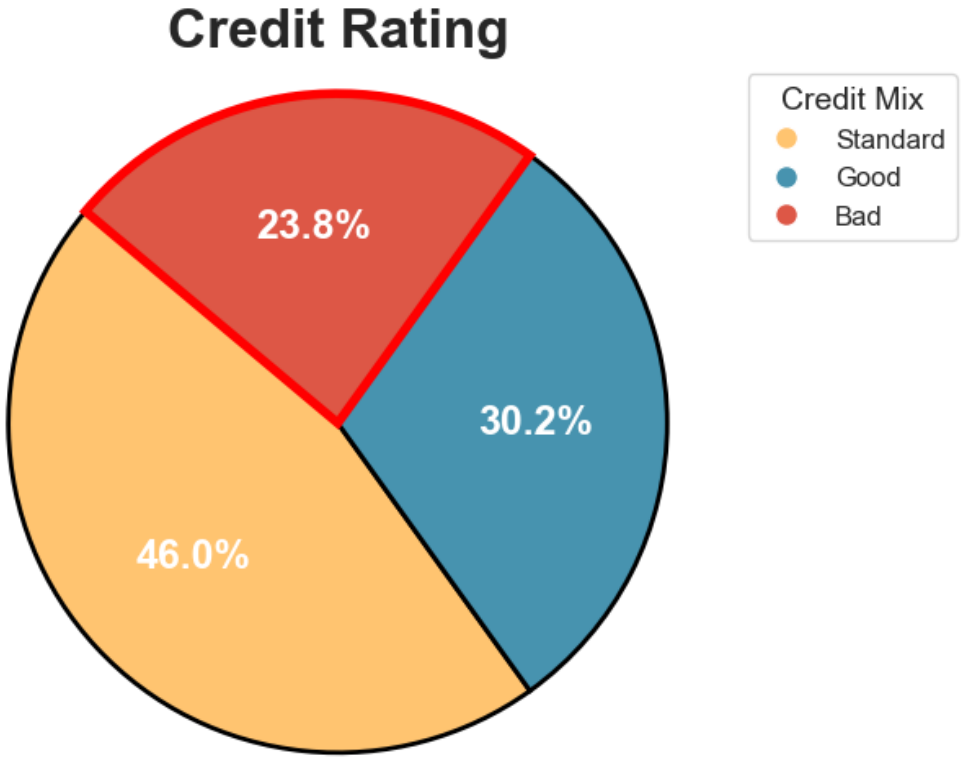
ID	Customer_ID	Month	Name	Age	SSN	Occupation	Annual_Income
0x160a	CUS_0xd40	September	Aaron Maashoh	23	821-00-0265	Scientist	19114.12
0x160b	CUS_0xd40	October	Aaron Maashoh	24	821-00-0265	Scientist	19114.12
0x160c	CUS_0xd40	November	Aaron Maashoh	24	821-00-0265	Scientist	19114.12
0x160d	CUS_0xd40	December	Aaron Maashoh	24_	821-00-0265	Scientist	19114.12

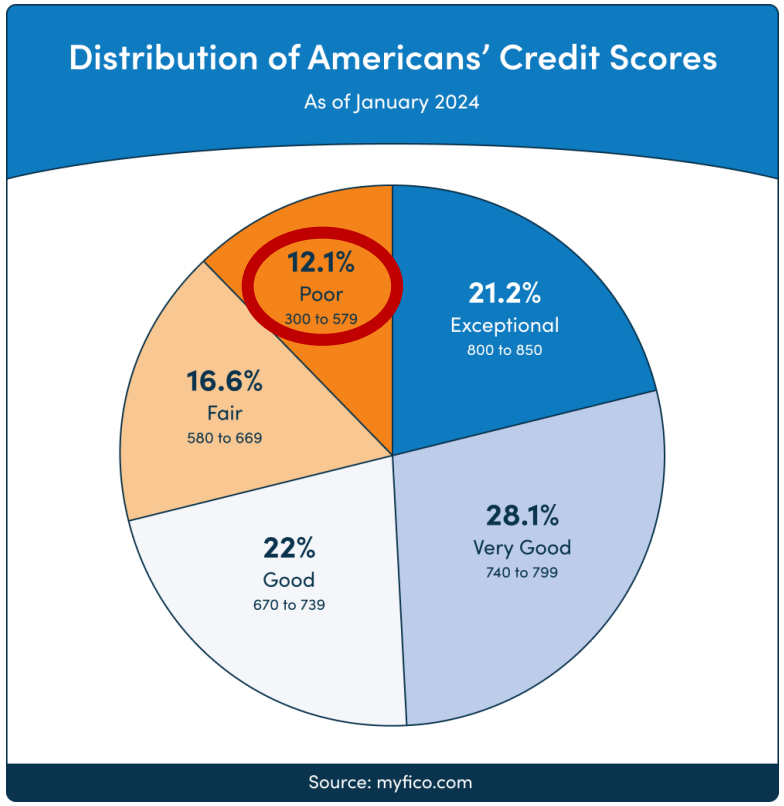
Customer_ID	Occupation	Annual_Income	Age	…
CUS_0xd40	Scientist	19114.12	24	…

Q0. 당행의 문제점은?

3-2. EDA

신용 등급별 비율





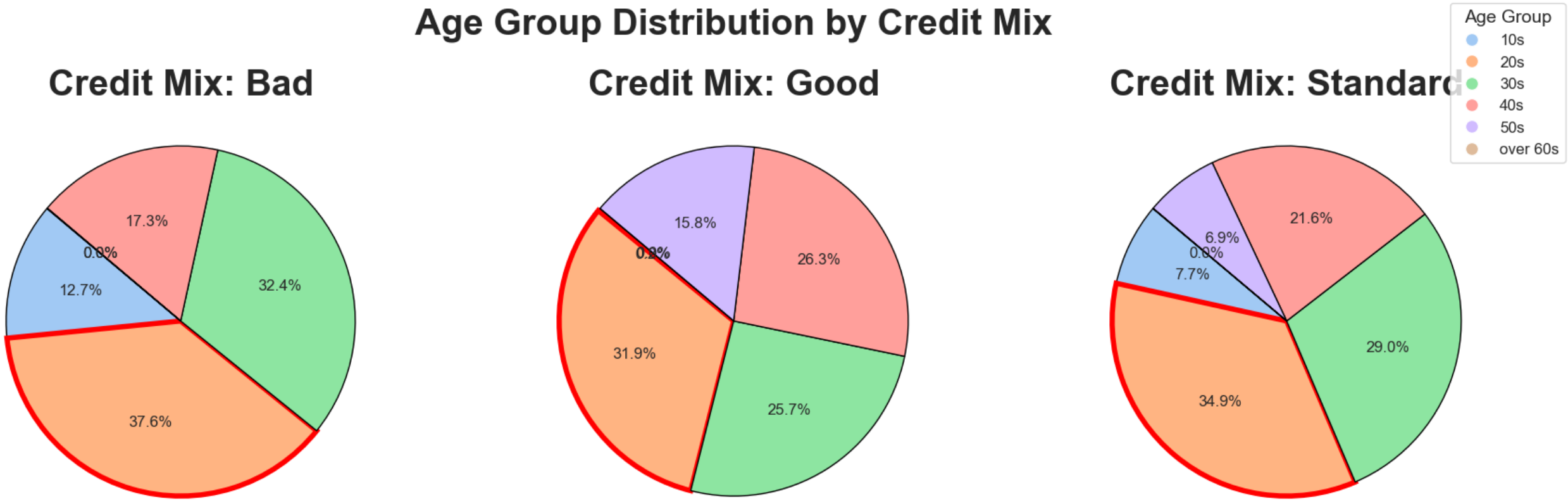
https://upgradedpoints.com/credit-cards/credit-score-facts-statistics/

당행의 신용 불량자는 전체 고객의 23.8% 이며, 2024년 1월 기준 미국 전체 신용불량자 12.1% 보다 11.7% 많은 상황

Q1. 당행의 고객은 연령대별로 어떠한 신용 분포를 가지고 있을까?

3-2. EDA

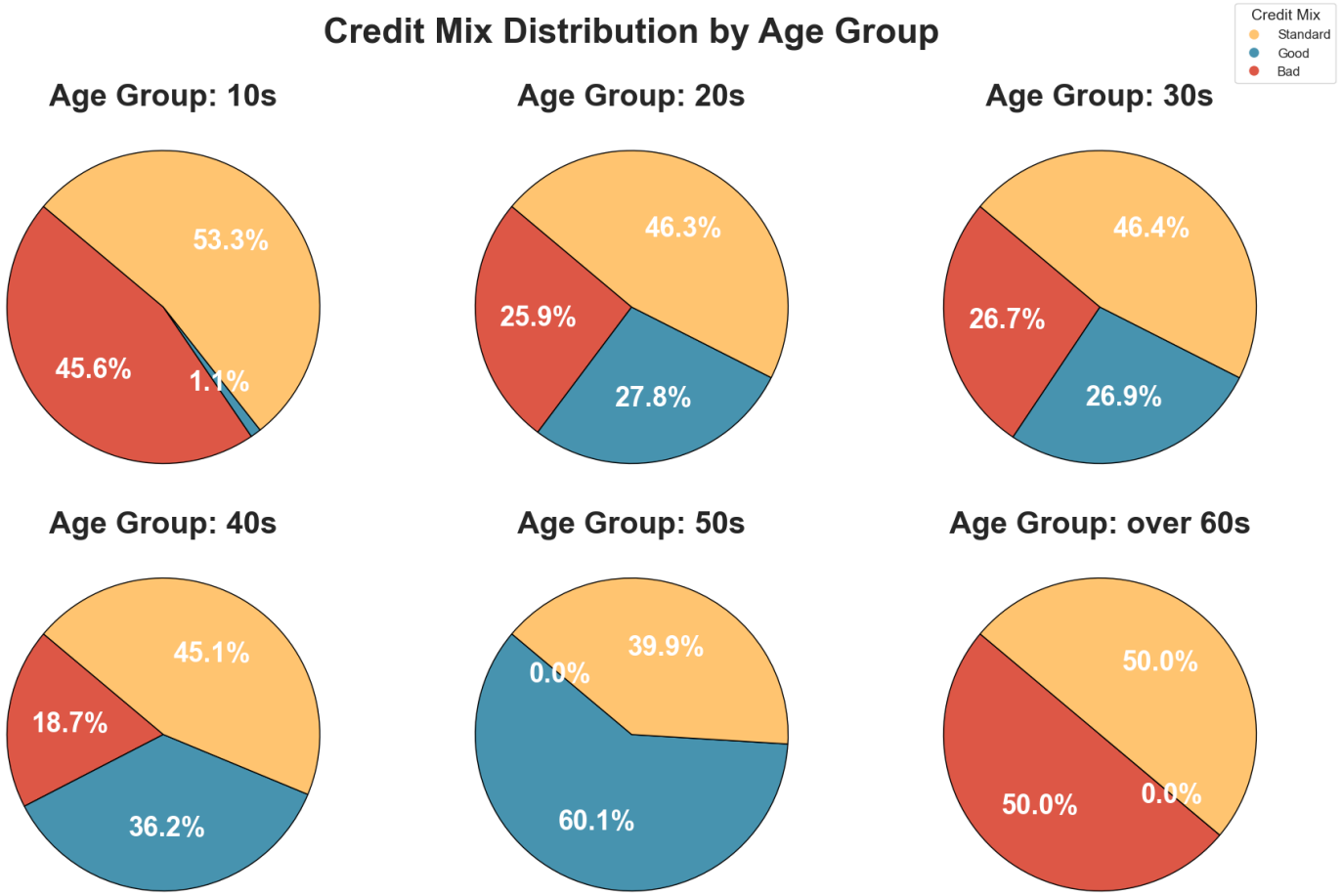
신용 상태 별 연령대 분포



- Bad, Good, Standard 모두 **20~30대 비중이 큼**
- **신용 불량의 10% 이상이 10대**인 것이 주목할 점 => 추가적인 데이터 수집 및 특성을 파악해서 왜 10대에 신용 불량이 많은 지 확인할 필요가 있음

3-2. EDA

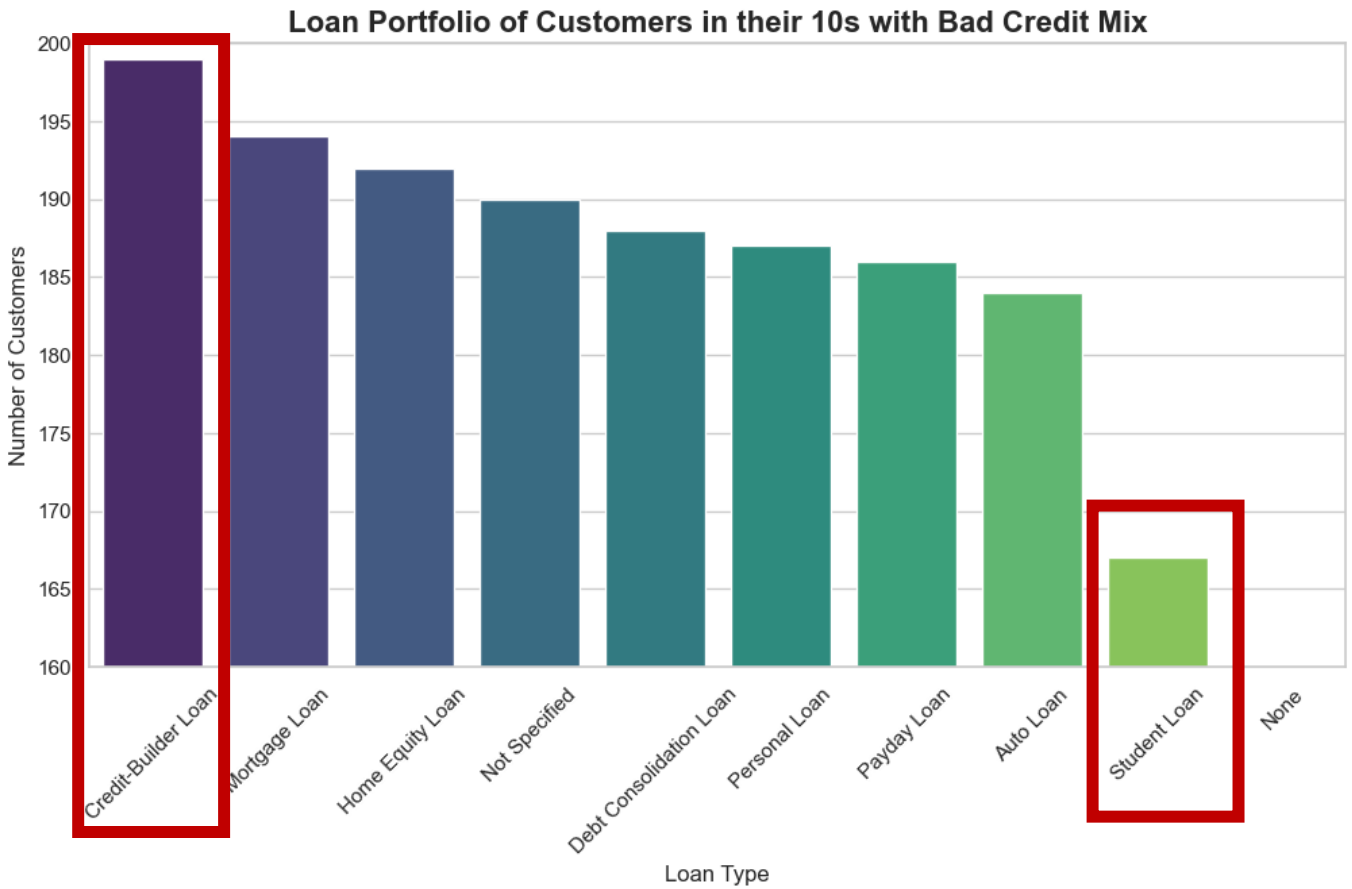
연령대별 신용 상태 분포

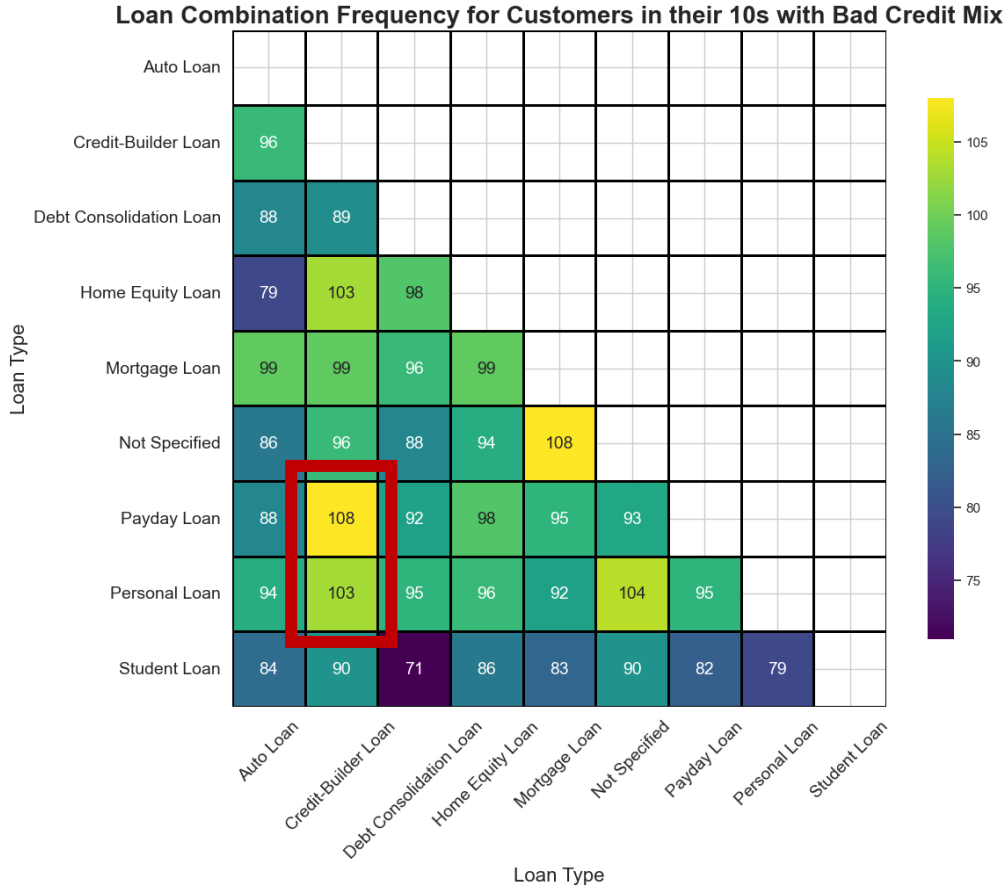


- 10 대 : Good 보다 **Bad** 의 비율이 **45.6%** 로 많다.
- 20, 30대 : Good과 Bad 의 비율이 고르게 분포. **ex) 25.9%, 27.8% / 26.7%, 26.9%**
- 40대, 50대 : Good 비중이 높다. **ex) 36.2%, 60.1%**

3-2. EDA

10대 저신용 고객 추가 분석





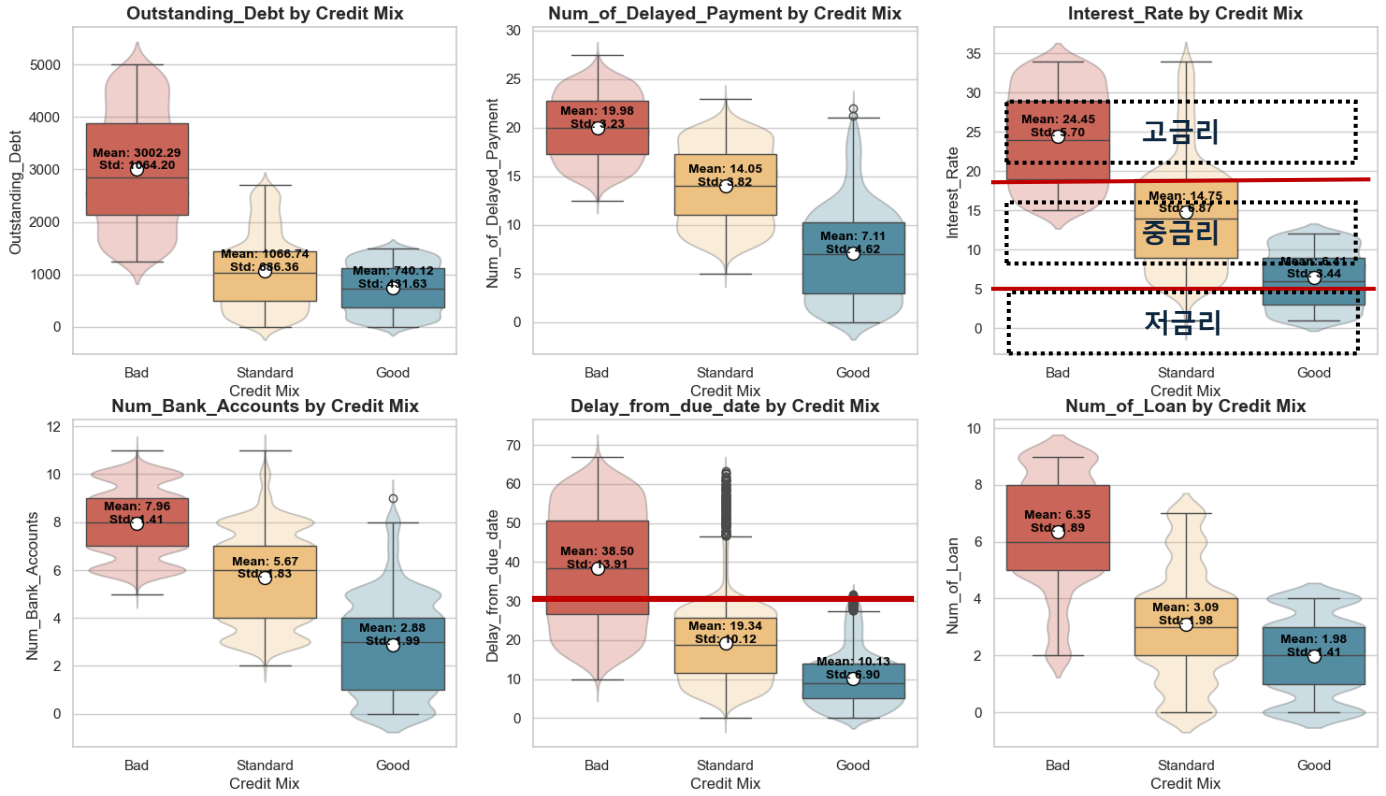
- 10대의 경우 Student Loan 이 많을 것으로 가정했으나, Credit-Builder Loan 이 많은 것이 특징이다.
- **Credit-Builder Loan** 은 **Payday Loan** 및 **Personal Loan** 과 가장 조합을 많이 이루는 것을 확인할 수 있었다.
- 이러한 점을 미루어 보았을 때, 학생 개인의 대출 보다는 **자녀 명의 대출 의심 가능 -> 추가 조사 필요**

Q2. 당행의 신용 등급별로 그룹을 나눴을 때 가장 뚜렷한 차이를 보이는 변수들은 어떤 것들이 있을까? 해당 변수들 중 특이한 특성이 있을까?

3-2. EDA

신용 카테고리 별 연속형 변수의 ANOVA 분석 결과.

Variable	F-Value	P-Value	Effect Size (Eta Squared)
Outstanding_Debt	8959.784661	0	0.999888421
Num_of_Delayed_Payment	8787.136709	0	0.999886229
Interest_Rate	8055.682543	0	0.9998759
Num_Bank_Accounts	6737.445711	0	0.999851622
Delay_from_due_date	6263.505705	0	0.999840397
Num_of_Loan	5083.369376	0	0.999803351
Num_Credit_Inquiries	4857.993681	0	0.99979423
Num_Credit_Card	2808.884552	0	0.999644172
Changed_Credit_Limit	1567.679286	0	0.999362625
Annual_Income	838.9796971	0	0.998809689
Monthly_Inhand_Salary	828.1815729	0	0.998794188
Credit_Utilization_Ratio	127.6228393	1.39E-55	0.992226589
Total_EMI_per_month	34.51148658	1.13E-15	0.97184456



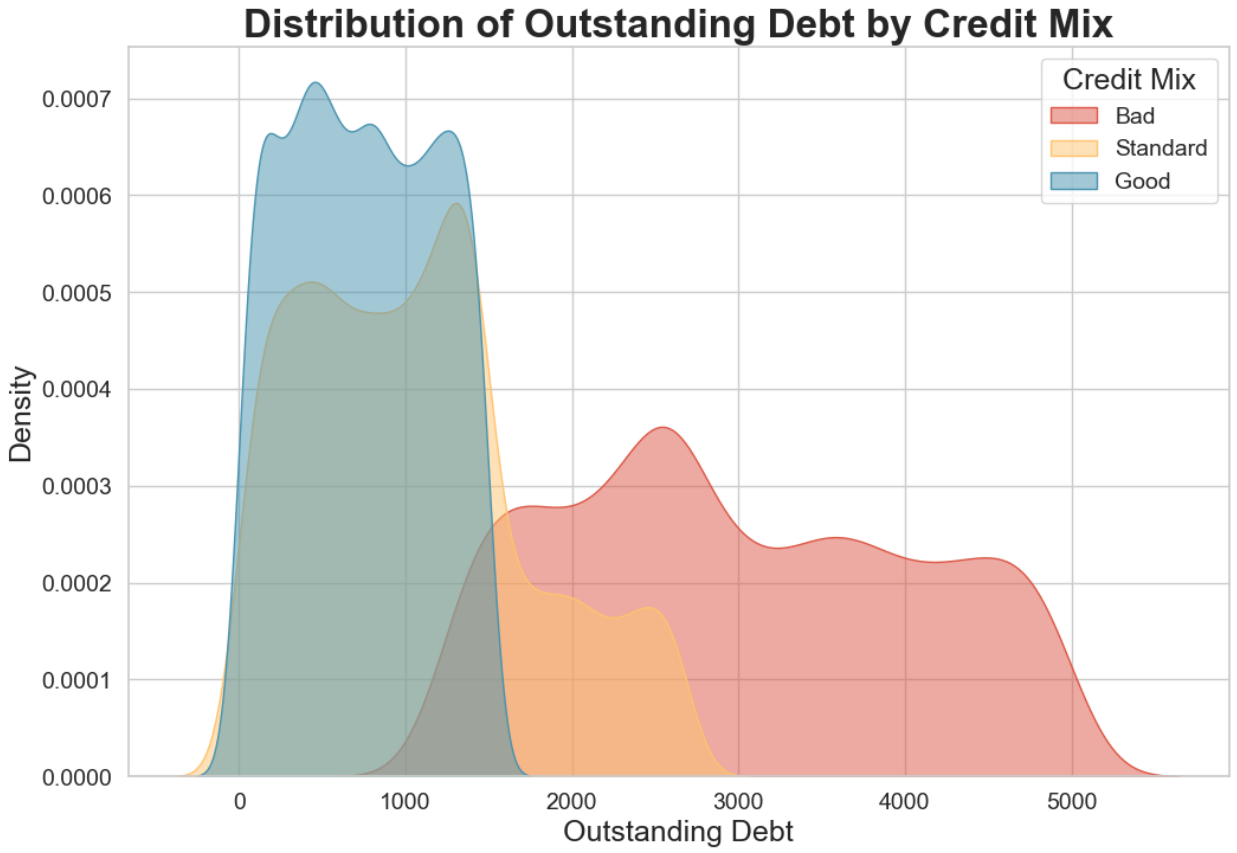
- 신용 등급별로 상위 5개 변수선정. **(미결제 부채의 총액 > 연체된 결제의 횟수 > 대출 이자율 > 은행 계좌 수 > 연체된 일수)**
- 고신용 고객과 저신용 고객의 차이가 명확하게 나타나는 것을 확인.
- **특이한 점 : 은행 계좌 수**

고신용 고객의 경우에도 은행 계좌 보유수가 높은 경우가 있음. But, 저신용 고객의 경우 은행 계좌 보유수가 **최소 5개 이상**인점은 주목할 점

저신용 고객과 은행 계좌 보유수 간의 관계 파악 분석 필요

3-2-1. Outstanding Debt

신용 등급별 Top 5 특징 변수 추가 분석

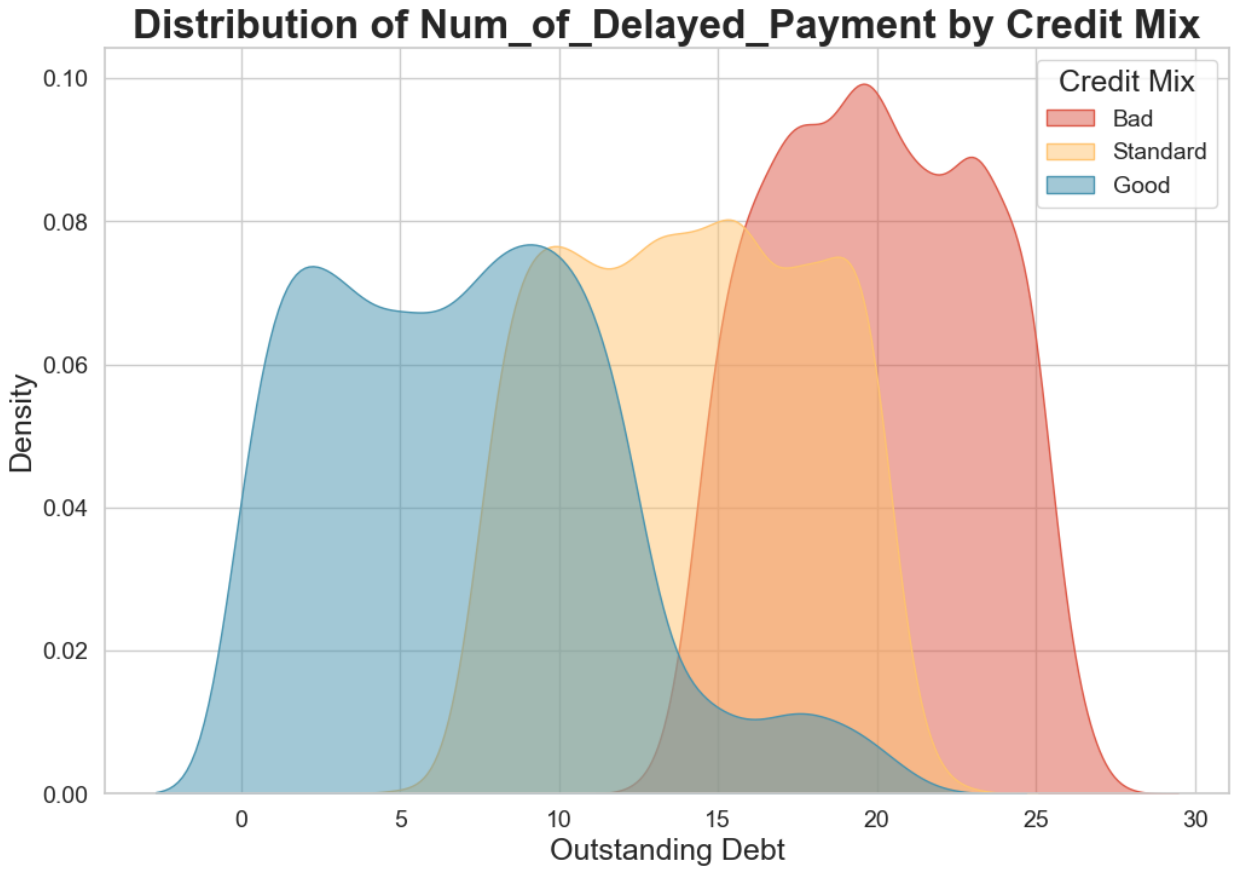


Statistics

	GOOD	BAD
범위	0 to 1,500($)	1,000 to 5,000($)
분포 형태	밀도가 비교적 높음 (정규 분포)	밀도가 비교적 낮음 (정규 분포)
평균	3,002($)	740($)
편차	431.6($)	1,064.2($)
최댓값	1,498($)	4,998($)
최솟값	0.23($)	1,250($)

3-2-2. Delayed Payment

신용 등급별 Top 5 특징 변수 추가 분석

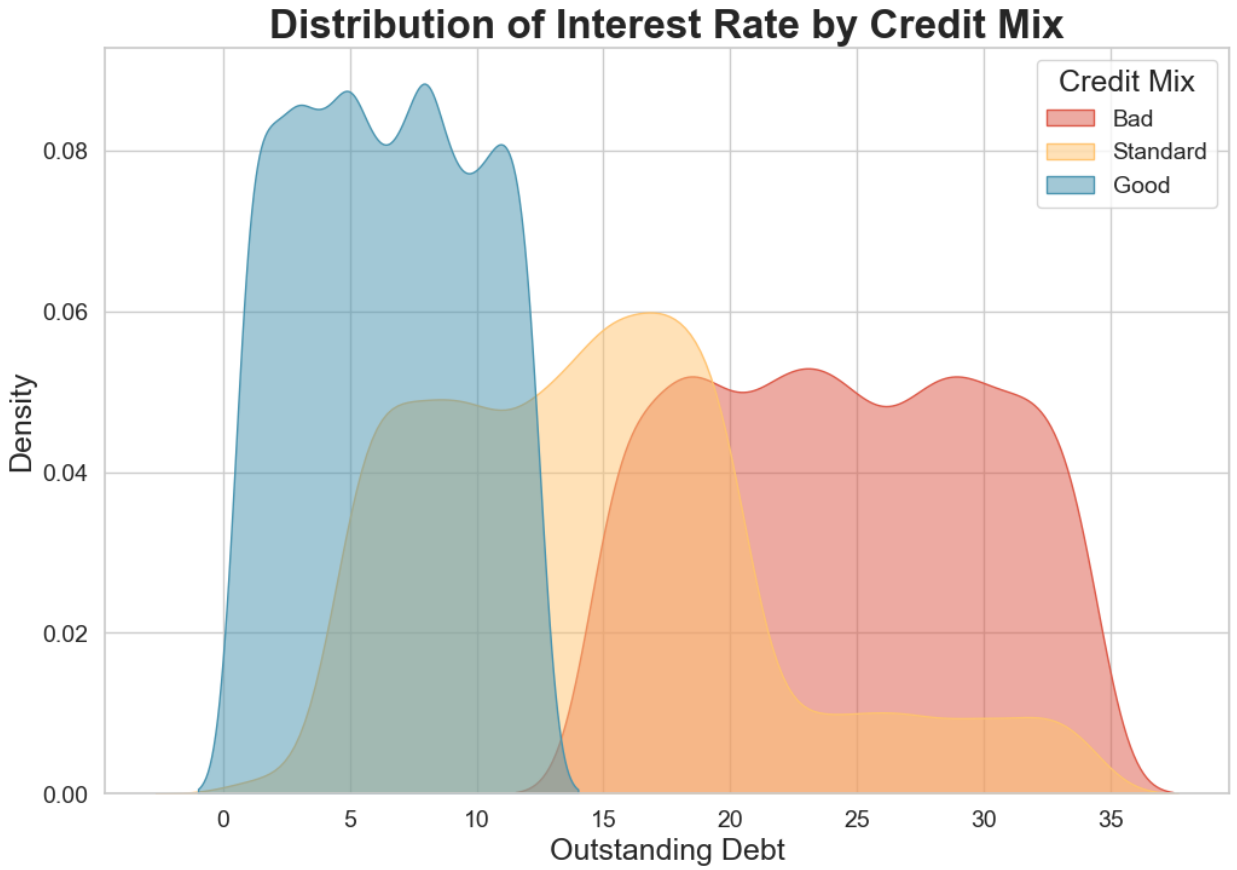


Statistics

	GOOD	BAD
범위	0 to 22(회)	12 to 28(회)
분포 형태	오른쪽으로 긴 꼬리 형태	밀도가 높은 정규 분포
평균	7.1(회)	20(회)
편차	4.6(회)	3.2(회)
최댓값	22(회)	27.5(회)
최솟값	0(회) *지연 횟수가 없는 경우가 포함*	12.5(회) *항상 지연 발생*

3-2-3. Interest Rate

신용 등급별 Top 5 특징 변수 추가 분석

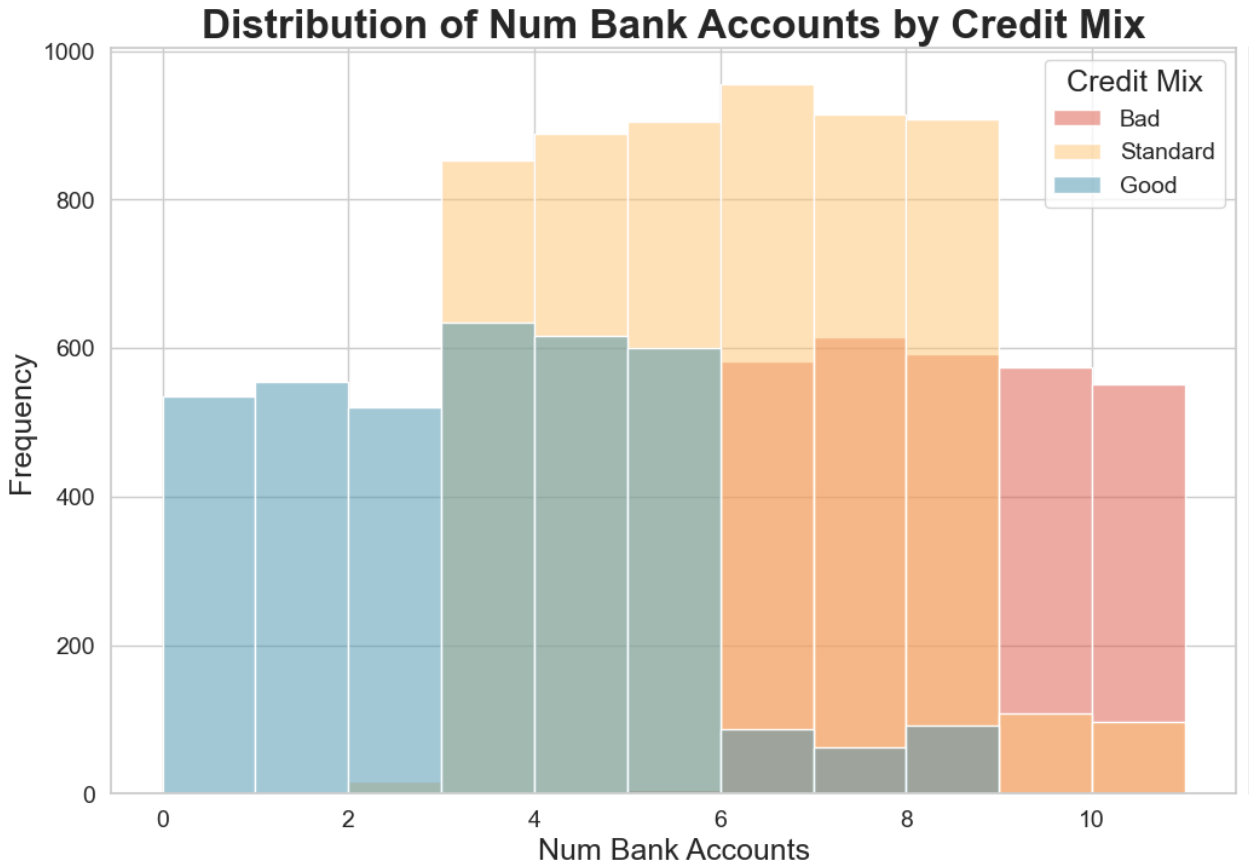


Statistics

	GOOD	BAD
범위	0 to 10 (%)	15 to 35 (%)
분포 형태	밀도가 높은 정규 분포	밀도가 낮은 정규 분포
평균	6.41(%)	24.45(%)
편차	3.44(%)	5.70(%)
최댓값	12.0(%)	34.0(%)
최솟값	1.0(%)	15.0(%)

3-2-4. Num Bank Account

신용 등급별 Top 5 특징 변수 추가 분석

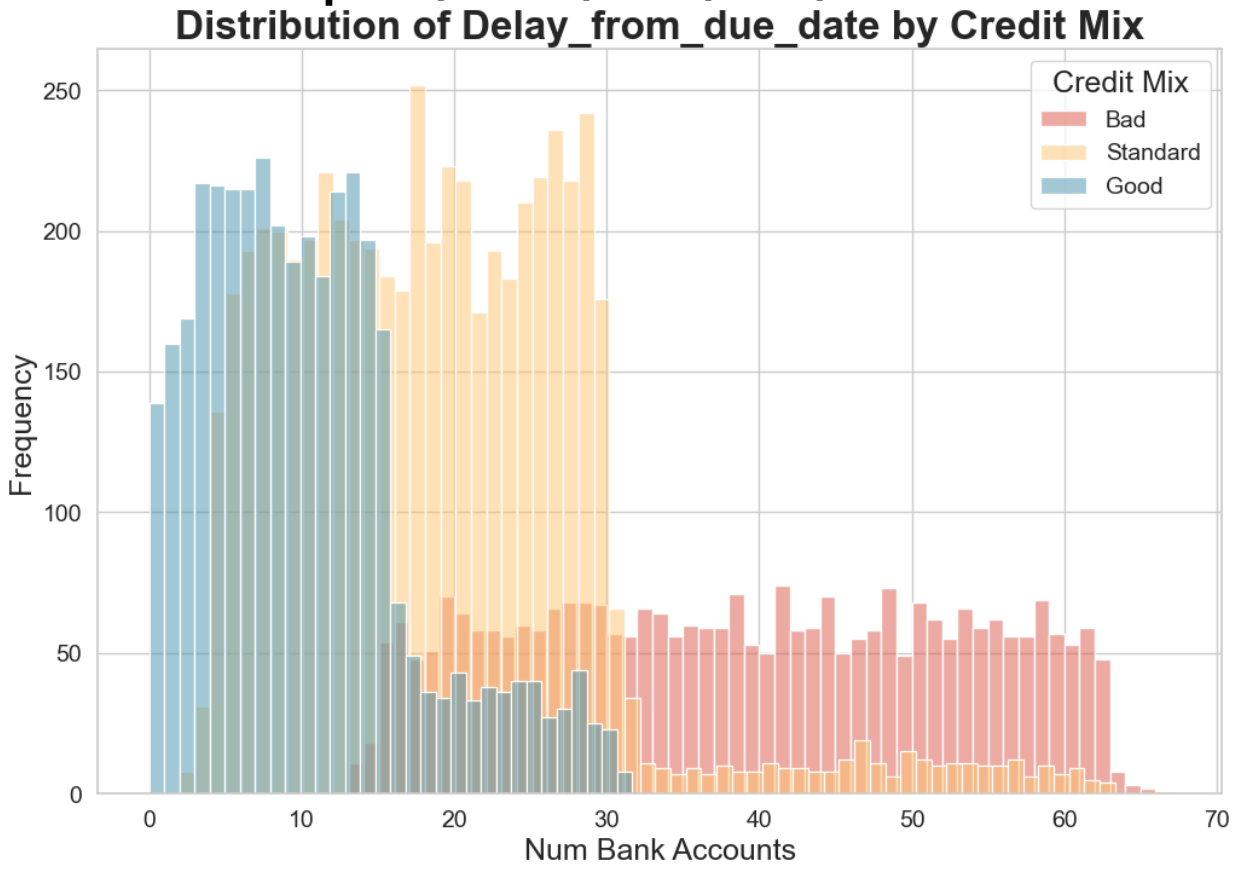


Statistics

	GOOD	BAD
범위	0 to 5 (개)	6 to 11 (개)
분포 형태	균등분포	균등분포
평균	2.88(개)	약 2.7배 → 7.96(개)
편차	1.99(개)	1.71(%)
최댓값	8.0(개)	약 1.4배 → 11.0(%)
최솟값	0.0(개)	약 5배 → 5.0(%)

3-2-5. Delay from due date

신용 등급별 Top 5 특징 변수 추가 분석



Statistics

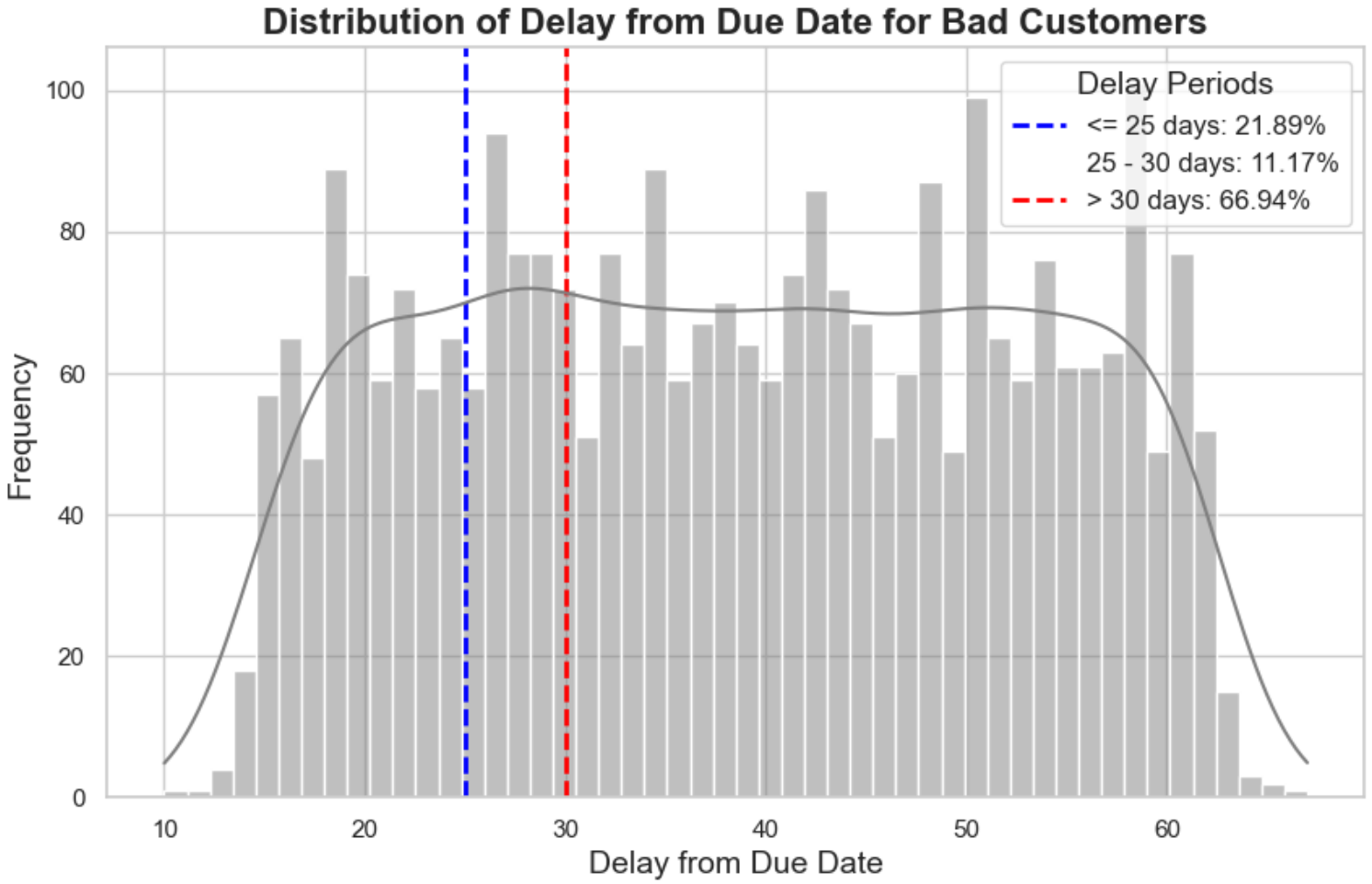
	GOOD	BAD
범위	0 to 31 (일)	10 to 67 (일)
분포 형태	오른쪽으로 꼬리가 긴 분포	
평균	약 10(일) → 약 3.8배	약 38.5(일)
편차	6.9(일) → 약 2 배 *편차의 차이가 작다.*	13.9(일) *편차의 차이가 크다.*
최댓값	0(일)	10(일)
최솟값	31(일) → 약 2.1배	67(일)

• Standard 신용 고객 중 잠재 저신용 고객 모니터링 필요

Q3. 당행의 저신용 고객들 중에서 집중 관리가 필요한 고객들은 어떤 고객들일까?

3-2. EDA

저신용 고객의 연체 일수 분포 확인



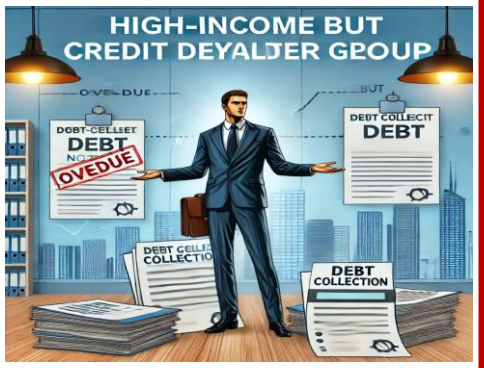
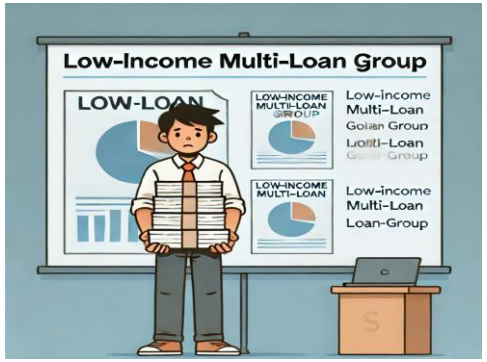
단계	연체기간
정상(Normal)	1개월 미만
요주의 (Precautionary)	3개월 미만
고정(Substandard)	3개월 이상
회수의문(Doubtful)	3개월이상 ~ 1년미만 대출자나 대출처의 채무사오한 능력이 현저하게 악화되어 채권회수에 심각한 위험이 발생한 대출금
추정손실 (Estimanted loss)	1년 이상

금감원 기준 요주의 고객(30일 이상) 약 67% -> 모니터링 및 대응 방안 강구
요주의 고객 전 단계의 고객 (25~30일) 요주의 고객 전환 방지

3-3. 세그먼트 분석

신용 불량 고객의 세부 세그먼트 분석을 위해 PCA + K-means Clustering을 활용해 4개의 클러스터 생성

집중 관리 대상

고소득군 (저신용 고객 대비 24.3%, 전체 대비 5.7%)	최저소득 고위험 투자군 (저신용 고객 대비 24.3%, 전체 대비 5.7%)	고소득 다중대출군 (저신용 고객 대비 15.6%, 전체 대비 3.7%)	저소득 다중대출군 (저신용 고객 대비 35.6%, 전체 대비 8.4%)
			
연간 소득: 53,528(높은 소득 수준)	**연간 소득: 16,672 (가장 낮은 소득 수준)**	**연간 소득**: 59,630 (가장 높은 소득 수준)	**연간 소득**: 19,310
월 소득: 4,459	**월 소득: 1,388**	**월 소득**: 4,932	**월 소득**: 1,601
대출 수: 4.83	**대출 수: 4.81 (가장 적은 대출 수)**	대출 수: 7.46 (가장 많은 대출 수)	**대출 수**: 7.15
미지급 금액: 2,201	**미지급 금액: 2,032**	**미지급 금액**: 3,575 (가장 높은 미지급 금액)	**미지급 금액**: 3,500
월 잔액: 366	**월 소득 대비 투자 비율: 40% (가장 높은 투자 비율)**	**월 EMI**: 311 (가장 높은 EMI)	**월 EMI**: 91
신용 이력 기간: 12.78년	**신용 이력 기간: 13.41년 (가장 긴 신용 이력)**	**신용 이력 기간**: 7.81년 (가장 짧은 신용 이력)	**신용 이력 기간**: 8.07년
기타 특징: 높은 월 소득과 잔액, 안정적인 대출 관리	**기타 특징: 낮은 소득과 높은 투자 비율, 높은 위험성**	**기타 특징**: 높은 소득과 대출 수, 높은 미지급 금액	**기타 특징**: 낮은 소득과 다수의 대출, 높은 미지급 금액

Q&A

1. ANOVA 란 무엇일까요?

Q&A

1. PCA 란 무엇일까요 ?

Part II. 세그먼트 활용 방안 전략