

국내 카드사 고객 이탈 예측 및 마케팅 전략 제언 시스템 구축

- 머신러닝 기반 데이터 분석 프로젝트



December 2025

“일단”해보조팀 : 정예찬(팀장), 김민지, 이주현, 이혁준

Contents

0. 팀 소개	2
I . 프로젝트 개요	4
II . 프로젝트 관리	19
III. 프로젝트 과정 및 결과	23
IV. 기대효과 및 향후 방향	38

0 . 팀 소개

팀 소개

팀 명

“일 단” 해 보조

슬로건

Just Do It

정예찬



- 팀장
- 기획 및 일정 관리, 보고서 작성 담당
- IT/DX 컨설팅 관심
- 저널리즘 전공
- INTP

김민지



- 형상관리
- 프론트엔드(Streamlit), UI 설계 담당
- 기획, 데이터 분석 관심
- 컴퓨터공학 전공
- ENFP

이주현



- 디자인
- UI 설계, 마케팅 전략 담당
- 데이터 분석, DX 컨설팅 관심
- 경제학 전공
- ESFJ

이혁준



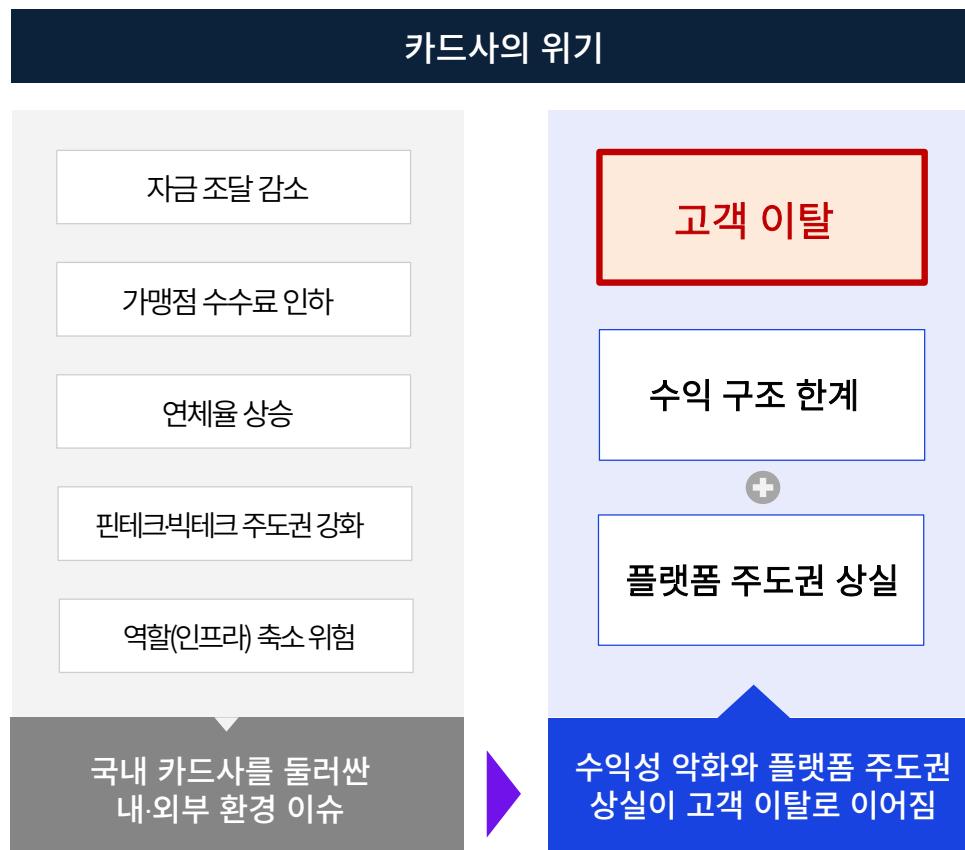
- 기술
- M/L 모델 구현, 백엔드 담당
- 데이터 분석 관심
- 경제학 전공
- ISTP

| .

프로젝트 개요

프로젝트 추진 배경

국내 카드사는 수수료 규제와 경쟁 심화로 수익성과 시장 주도권이 약화되고 있으며, 이러한 구조적 변화는 고객 이탈 가속으로 이어지고 있음



Key point:

- 1 가맹점 수수료 인하·고금리로 수익성 악화
- 2 결제 접점의 핀테크·빅테크 종속
- 3 신기술금융·데이터 신사업 역량 부족
- 4 규제 의존적 사업 구조
- 5 카드사의 역할이 인프라로 축소될 위험

Source : 비지니스포스트(25.09), 인사이트코리아(25.09), 코리아타임즈(25.10), 매일경제뉴스(25.11)

프로젝트 추진 배경

카드사 고객 이탈은 유형이 다양하고 복합적이기 때문에, 단순 사후 마케팅이 아닌 사전 예측 기반 관리가 필요함

카드사 고객 이탈 유형	
가치 하락형	혜택 축소·소비 패턴 변화로 카드 사용 매력이 감소하여 점진적으로 이용 중단
비용 부담형	연회비·이자·수수료 대비 체감 혜택이 낮아져 경제적 부담으로 이탈
CX 불만형	결제 오류·혜택 미적용·고객센터 불만 등 단일 이벤트 이후 급격한 이탈
경쟁 전환형	타 카드·간편결제 등 대체 수단 등장으로 주 사용 카드가 변경되며 이탈
방치형	불만 없이 관리 사각지대에 놓여 이용 빈도가 서서히 감소하며 자연 이탈

고객 이탈은 단일 원인이 아닌 ‘복합·비정형 문제’

- 카드사 고객 이탈은 혜택·비용·경험·경쟁 등 다양한 요인이 중첩되어 발생
- 이탈 시점과 원인이 고객마다 달라 사후적·일괄 대응에 한계

→ 유형별 이탈을 사전에 식별할 수 있는 데이터 기반 접근 필요

이탈 유형별 사전 예측 없이는 효율적인 리텐션* 전략 수립이 불가능.

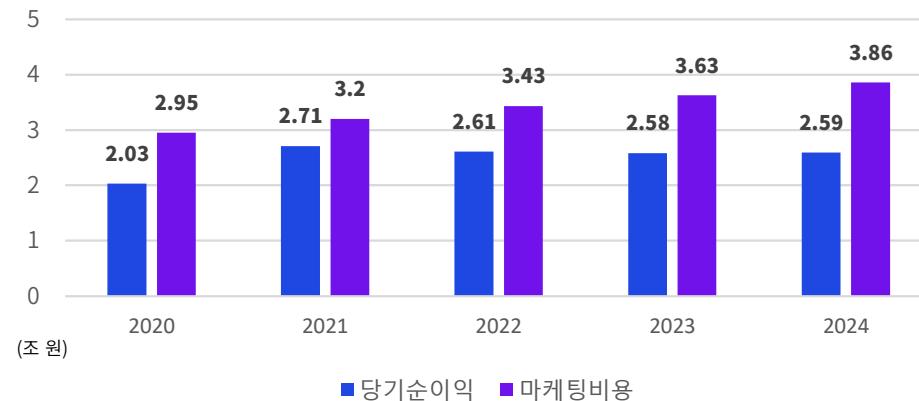
이에 본 프로젝트에서는 고객 행동·CX 데이터를 기반으로 이탈 가능성을 예측하고 이탈 유형별 대응이 가능한 마케팅 전략 도출을 목표로 함.

Note 1: 리텐션(Retention)은 한 번 확보한 고객이 서비스를 계속 사용하도록 유지하는 것

프로젝트 추진 배경

비용 효율적 성과 창출을 위해 카드사는 사후 마케팅이 아닌, 이탈을 사전에 예측·관리하는 전략으로 전환의 필요함

카드사 당기순수익 및 마케팅비용 추이



이탈 고객 대응의 필요성

Improved Churn Causal Analysis Through Restrained High-Dimensional Feature Space Effects in Financial Institutions

David Hason Rudd, Huan Huo, Guandong Xu

Customer churn describes terminating a relationship with a business or reducing customer engagement over a specific period. Customer acquisition cost can be five to six times that of customer retention, hence investing in customers with churn risk is wise. Causal analysis of the churn model can predict whether a customer will churn in the foreseeable future and identify effects and possible causes for churn. In general, this study presents a conceptual framework to discover the confounding features that correlate with independent variables and are causally related to those dependent variables that impact churn. We combine different algorithms including the SMOTE, ensemble ANN, and Bayesian networks to address churn prediction problems on a massive and high-dimensional finance data that is usually generated in financial institutions due to employing interval-based features used in Customer Relationship Management systems. The effects of the curse and

내용: “고객 확보 비용은 고객 유지 비용의 5~6배에 달할 수 있으므로 이탈 위험이 있는 고객에게 투자하는 것이 현명합니다.”

- 2020~2024년 동안 마케팅 비용은 지속적으로 증가한 반면, 당기순이익은 정체 또는 제한적 변동에 그침
→ 비용 투입 확대가 수익성 개선으로 연결되지 않는 구조가 확인됨
- 마케팅 비용 규모가 당기순이익을 상회하는 구간이 확대되며, 신규 고객 확보 중심 전략의 비용 효율성 한계가 명확화
→ 성과 창출의 핵심이 신규 유입이 아닌, 기존 고객 유지·이탈 관리로 이동할 필요성 시사

- 신규 고객 확보 비용은 지속 증가, 확보 고객의 수의 기여도는 빠르게 감소
 - 신규 고객 확보 비용은 기존 고객 유지 비용 대비 5~6배 수준
 - 이탈 이후의 사후 대응은 비용 효율성이 현저히 낮음
- 이에 따라 이탈 가능 고객을 사전에 식별하고, 원인 기반 선제 대응 필요
- 이탈 예측 기반 고객 관리는 비용 효율성과 수익성 개선을 동시에 달성하는 핵심 수단

Note 1 : 마케팅 비용은 금융감독원 자료를 통해 추정한 수치임

Source : 금융감독원, 논문 'Improved Churn Causal Analysis Through Restrained High-Dimensional Feature Space Effects in Financial Institutions'(23.04)

카드업에 대한 이해

국내 8개 카드사는 전반적으로 안정적인 재무 구조와 건전성을 유지하고 있으나, 수익성과 리스크 관리 지표에서 카드사 간 격차가 나타나고 있음

카드업이란?	
국내 카드업은 신용카드·체크카드를 기반으로 결제 서비스를 제공하고, 결제 데이터와 금융 기능을 결합해 수익을 창출하는 종합 결제·금융 산업	
국내 카드업 회사*목록	기업계 카드사 삼성카드 <small>(Hyundai Card)</small> 롯데카드 <small>BC</small> 비씨카드
카드업의 핵심 역할	은행계 카드사 신한카드 <small>(HSBC Card)</small> KB 국민카드 <small>(KB Card)</small> 하나카드
카드업의 핵심 자산	<ul style="list-style-type: none"> 결제 인프라 제공 소비자-가맹점 간 거래 중개 금융 서비스(신용공여·할부 등) 제공
국내 카드업의 산업적 특징	<ul style="list-style-type: none"> 전국 단위 결제 네트워크 금융 라이선스 대규모 고객·결제 데이터 <p>국내 카드업은 소수의 대형 카드사가 과점 구조를 이루는 규제 산업으로, 가맹점 수수료와 금융 수익을 주요 수익원으로 성장해 왔음. 최근에는 결제 시장 경쟁 심화로 사업 환경이 빠르게 변화 중.</p>

구분	총자산	자기자본	당기순이익	재무건전성			연체율
				자기자본 비율(BIS)	고정이하 여신비율	연체율	
우리카드	15,766,445	2,800,866	75,542	18.72	1.39	1.83	
KB국민카드	28,114,942	5,461,705	175,448	19.73	1.19	1.39	
롯데카드	24,208,708	3,582,821	43,959	15.53	2.37	2.17	
BC카드	6,571,739	1,669,962	78,985	26.83	1.38	1.67	
삼성카드	30,509,740	8,544,847	332,462	30.55	0.76	0.98	
신한카드	42,959,491	8,093,150	237,324	19.88	1.33	1.5	
하나카드	14,201,332	2,639,457	111,768	20.71	1.55	1.96	
현대카드	26,283,221	4,111,053	169,650	16.13	0.79	0.84	

국내 카드사는 전반적으로 재무 건전성을 유지하고 있으나, 수익성과 리스크 관리 측면에서 고객 관리 역량의 중요성이 확대됨

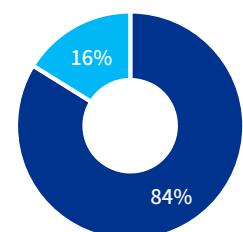
Note 1 : 국내 카드사는 크게 단독 법인으로 영업하는 '전업 카드사'와 '신용카드업 경영은행', '직불/선불카드만 취급하는 기관'으로 나뉘며, 본 보고서에는 '전업 카드사'만 다룸
Source : FINE 금융소비자 정보포털

카드업에 대한 이해

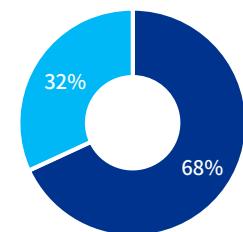
국내 카드업은 연간 1,200조원 이상이 거래되는 결제 시장으로, 카드 보급률이 높아 신규 확대보다 기존 고객 관리의 중요성이 큰 산업임

국내 카드업 시장 규모 및 이용 현황

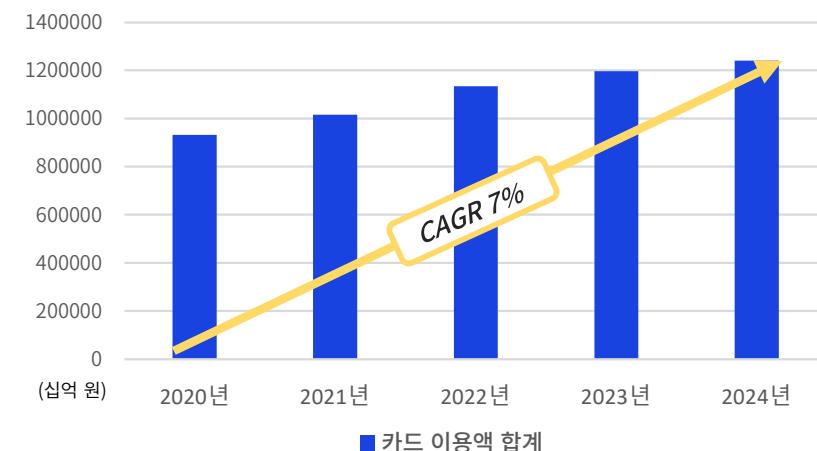
국내 카드 이용 비율(22년 기준)



국내 신용카드 보유율(22년 기준)



국내 카드 이용액* 연평균 성장률



구분	지표	규모	기준연도
시장규모	신용카드 이용금액	약 1,040조원	2024
	체크카드 이용금액	약 201조원	2024
	카드 결제 총액(합계)	약 1,241조원	2024
고객 수	신용카드 보유 개인 수	약 3,520만 명	2022
	신용카드 보유율	약 68%	2022
참고 지표	1인당 연평균 카드 이용액	약 3,500만 원	추정(총액/보유자수)

- 카드 결제 규모는 연간 1,200조원 이상으로 지속 성장(CAGR 약 7%)
- 카드 보유율은 이미 높은 수준(약 68%)에 도달해 신규 고객 확대 여력은 제한적
- 카드업의 성장은 고객 수 확대가 아닌 기존 고객의 이용 지속성과 활용도 제고에 의해 좌우

Note 1 : 국내 카드 이용액은 신용카드 + 체크카드 이용액 합계를 말함

Source : 여신금융협회, 통계청, Antom(25.06), theglobaleconomy, 한국은행

카드업에 대한 이해

국내 카드업은 3당사자 거래구조를 기반으로 수수료·이자 수익을 창출하며, 수익 구조상 외부 환경 변화에 민감한 산업임

국내 카드업의 수익구조

1. 카드 수수료

- 소비자가 물건을 결제하면, 가맹점이 카드사에 매출전표 제출
- 카드사가 결제 대금을 지급하면서 수수료 수익을 획득

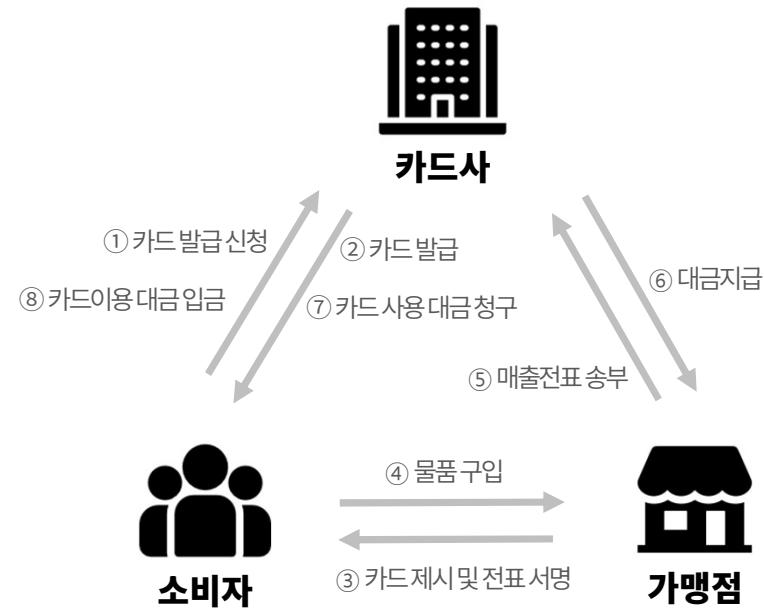
2. 금융(이자) 수익

- 카드 이용 과정에서 발생하는 할부·현금서비스·리볼빙·카드론 이자
- 고객의 이용 지속성·신용도에 따라 수익 규모가 결정됨

3. 부가/기타 수익

- 연회비, 해외결제 수수료, 제휴·부가 서비스 수익 등
- 전체 비중은 낮으나 고객 수 증가 시 누적 효과 발생

국내 카드업의 신용카드 거래구조

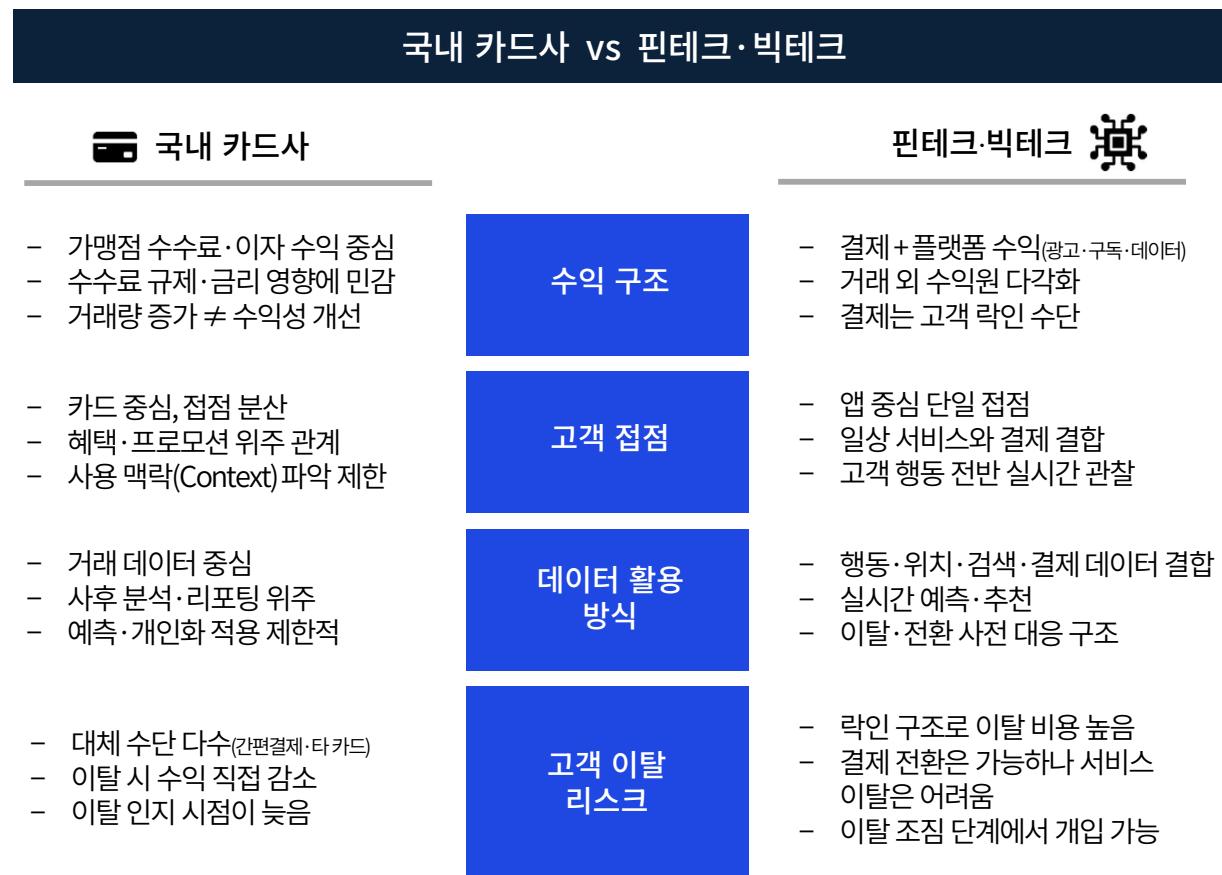


카드사의 수익은 주로 거래에서 발생하는 수수료 + 신용공여 기반 이자 수익에 의해 창출됨

3당사자체제 신용카드 거래구조는 소비자-가맹점-카드사 간 직접 거래 구조로, 카드사가 카드 발급, 승인·전표매입, 정산까지 전 과정을 통합 수행하는 방식

카드업에 대한 이해

핀테크·빅테크는 결제를 ‘플랫폼 락인 수단’으로 활용하는 반면, 국내 카드사는 구조적으로 고객 이탈에 취약한 경쟁 환경에 놓여 있음



Key Findings

- 수익 구조**
 - 카드사는 수수료·이자 중심 구조로 규제·금리·경쟁 변화에 민감
 - 거래량 확대만으로는 수익성 개선이 어려운 구조
- 고객 접점**
 - 카드 중심 분산 접점으로 고객 사용 맥락(Context) 파악에 한계
 - 고객 관계가 혜택·프로모션 중심으로 단절적 형성
- 데이터 활용**
 - 거래 데이터는 축적되어 있으나, 예측·개인화 활용은 제한적
 - 이탈 징후를 사후 인지하는 구조에서 벗어나기 어려움
- 고객 이탈**
 - 대체 수단 확대로 이탈 비용은 낮고, 이탈 시 수익 감소는 즉각적
 - 이탈을 ‘관리 대상’이 아닌 ‘예측 대상’으로 전환할 필요성 확대

Note 1 : 락인(Lock-in)이란 고객이 특정 서비스나 플랫폼을 계속 사용할 수밖에 없도록 만드는 상태

Note 2 : 이탈 비용은 고객 관점에서 서비스를 이탈할 때 불편해지는 정도로 해석

Source : 삼정KPMG 경제연구원(19.11), 맥킨지(25.09), 더밸(25.04), 여신금융협회(25.06)

국내 카드업 환경분석

국내 카드업은 규제·금리·소비 행태·기술 변화가 동시에 작용하며, 외부 환경 변화 자체가 고객 이탈 리스크를 구조적으로 확대시키는 산업임

국내 카드업 PEST 분석

PEST 분석	
Political (정책·규제)	Economic (경제)
Social (사회)	Technological (기술)
<ul style="list-style-type: none"> ■ 가맹점 수수료 정책(우대수수료율 등) 지속 <ul style="list-style-type: none"> - 수수료는 카드사 본업 수익에 직접 타격. 당국은 영세·중소가맹점 우대수수료율을 주기적으로 고시/적용. ■ 지급결제/디지털금융 제도 변화 <ul style="list-style-type: none"> - 결제 인프라 규율, 스테이블코인 등 디지털자산 규율 논의가 결제 산업 지형에 영향을 줌. ■ 여전사(카드사 포함) 신기술금융(모험자본) 역할에 대한 정책적 기대 <ul style="list-style-type: none"> - '생산적 금융' 기조 하에서 신기술금융을 확대하라는 요구 vs 업황 악화로 실행은 정체. 	<ul style="list-style-type: none"> ■ 건전성 악화(연체율 상승) → 대손비용 증가 → 순이익 압박 <ul style="list-style-type: none"> - 최근 카드사 연체 지표가 높아졌다는 보도 및 중앙은행/감독당국 지표 인용이 증가. ■ 조달비용 구조(회사채 의존) + 고금리 환경의 영향 <ul style="list-style-type: none"> - 카드사는 자금조달 비용 민감도가 크고, 금리 수준이 '마진'에 바로 반영되는 산업 구조.
<ul style="list-style-type: none"> ■ 결제 행태의 "실물카드 → 모바일/간편결제" 구조적 이동 <ul style="list-style-type: none"> - 모바일 결제 비중 확대, 간편지급 혁신이 구조적 트렌드로 고착. ■ 고객 세그먼트 변화로 상품/서비스 재설계 필요 <ul style="list-style-type: none"> - '국내 시장 포화'에서 신규 세그먼트 공략(외국인 등) 움직임이 나타남. ■ '프리미엄 과시' → '실용적 초개인화 혜택' 선호 <ul style="list-style-type: none"> - 카드 선택 기준이 브랜드 → 생활 밀착형 혜택으로 이동, 고급 카드 전략 악화 	<ul style="list-style-type: none"> ■ 플랫폼 경쟁 심화: 슈퍼앱·PG·핀테크가 결제 점점을 장악 <ul style="list-style-type: none"> - 카드사는 점점 "결제 인프라/백엔드"로 밀리고, 데이터/고객 접점을 빼앗길 위험. ■ AI/데이터 기반 사업로 확장 기회 <ul style="list-style-type: none"> - 결제 데이터는 고부가가치 사업의 원료지만, 표준화/통합·활용 역량이 경쟁력의 핵심이 됨. ■ 모바일페이 vs 카드 플랫폼 경쟁에 대한 학술적 분석 <ul style="list-style-type: none"> - "수수료/네트워크 효과/양면시장" 프레임으로 카드-모바일페이 경쟁을 모델링한 연구 존재.

Source : 삼정KPMG 경제연구원(19.11), 코리아타임즈(25.09), 금융위원회, 코리아비즈리뷰(25.10), 매일경제뉴스(25.11)

PEST 분석을 통한 카드업 환경 변화 시사점

- ① 카드사는 가맹점 수수료 규제·금리 변동·경쟁 심화로 수익 구조가 지속적으로 압박받는 산업
- ② 결제 수단의 다양화(간편결제·핀테크)로 고객 충성도 악화 및 이탈 가능성 증가
- ③ 기술 발전으로 데이터는 축적되었으나, 고객 유지 전략은 여전히 사후 대응 중심

PEST 종합 해석: 관리 패러다임 변화

- ① 수수료 규제·경쟁 심화로 신규 고객 확보 효율이 지속적으로 저하
- ② 성과 관리는 신규 확대 중심에서 기존 고객 유지 중심으로 전환
- ③ 고객 이탈은 혜택·비용·경험 등 다양한 행동 요인이 복합적으로 작용하는 구조적 문제로 변화

국내 카드업 환경분석

국내 카드사는 인프라와 데이터라는 강점을 보유하고 있으나, 이를 고객 유지 경쟁력으로 전환하지 못할 경우 이탈 문제는 심화될 수 있음

국내 카드사 SWOT 분석

SWOT 분석		
내부환경	강점(Strengths)	약점(Weaknesses)
외부환경	<ul style="list-style-type: none"> ▪ 방대한 결제·소비 데이터 보유 ▪ 전국 단위 결제 인프라와 안정성 ▪ 신용평가·연체·리스크 관리 노하우 ▪ 금융 라이선스 기반 사업 확장 가능 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ 가맹점 수수료 인하·고금리로 수익성 악화 ▪ 결제 접점의 핀테크·빅테크 종속 ▪ 신기술금융·데이터 신사업 역량 부족 ▪ 규제 의존적 사업 구조
기회(Opportunities)	S-O 전략	W-O 전략
<ul style="list-style-type: none"> ▪ AI·빅데이터 기반 고부가가치 서비스 확대 ▪ PLCC·제휴 카드 등 차별화 기회 ▪ 외국인·니치 고객 세그먼트 성장 ▪ 디지털 금융·데이터 산업 육성 정책 	<ul style="list-style-type: none"> - 결제·소비 데이터를 활용한 AI기반 이탈 예측, 신용평가 고도화 서비스 추진 - PLCC·제휴 카드 확대를 통한 데이터 기반 고객 락인(lock-in) 전략 강화 - 가맹점 대상 상권 분석·매출 예측 등 데이터 비즈니스 확장 	<ul style="list-style-type: none"> - 핀테크·빅테크와의 협업을 통해 플랫폼 경쟁력 부족 보완 - 데이터·AI 전문 인력 및 조직 강화로 신사업 실행 역량 확보 - 외국인·니치 고객 대상 특화 상품으로 기존 시장 포화 문제 완화
위협(Threats)	S-T 전략	W-T 전략
<ul style="list-style-type: none"> ▪ 핀테크·빅테크의 결제 주도권 강화 ▪ 연체율 상승에 따른 건전성 악화 ▪ 지속적인 수수료·금리 규제 ▪ 카드사의 역할이 인프라로 축소될 위험 	<ul style="list-style-type: none"> - 리스크 관리 역량을 활용한 연체·부실 고객 사전 선별 및 관리 강화 - 결제 안정성과 금융 신뢰성을 강조한 프리미엄·기업 금융 영역 방어 - 데이터 기반 고객 포트폴리오 재편으로 수익성 중심 운영 전환 	<ul style="list-style-type: none"> - 무차별 고객 확대 전략을 촉진하고 고가치 고객 중심 전략으로 전환 - 비용 구조 개선 및 마케팅 효율화로 수익성 방어 - 규제 환경을 고려한 단계적 신사업 추진으로 리스크 최소화

Source : 삼정KPMG 경제연구원(19.11), 비즈니스포스트(25.09), 여신금융협회, 금융위원회

SWOT 분석을 통한 카드사 환경 변화 시사점

- ① 결제 인프라·금융 라이선스라는 구조적 강점(S) 보유에도 수수료 규제·금리 변동으로 수익성 악화(W) 지속
- ② 간편결제·핀테크 확산이라는 외부 위협(T)으로 카드 간·비카드 간 경쟁 동시 심화
- ③ 데이터·AI 활용이라는 기회(O)는 확대되었으나 고객 관리 전략으로의 실행력은 제한적

SWOT 종합 해석: 카드사의 구조적 과제

- ① 수익성 압박과 경쟁 심화로 신규 고객 확대 중심 성장 전략의 한계 명확화
- ② 성과 관리는 '신규 확보→기존 고객 유지' 중심으로 전환 필요
- ③ 고객 이탈은 SWOT 요인이 복합적으로 작용하는 구조적 문제

[Summary] AS-IS / TO-BE

본 프로젝트는 고객 이탈을 사후 관리 대상이 아닌 ‘사전 예측·전략 제언 대상’으로 전환하는 것을 목표로 함

AS-IS vs TO-BE

구 분	AS-IS (현재)	→	TO-BE (목표)
고객 관리 관점	이탈 발생 후 인지 및 대응		이탈 가능성 사전 예측 및 선제 대응
이탈 인식 시점	이용 감소·해지 이후		이탈 위험 신호 단계
데이터 활용 방식	거래·결제 데이터 축적 중심		행동·CX 데이터 기반 예측·인사이트 도출
분석 목적	리포팅·성과 집계 중심		이탈 예측 및 실행 전략 도출
모델 활용	분석 결과의 실무 활용 제한		실시간/주기적 이탈 스코어 활용
마케팅 운영	일괄 캠페인 중심		이탈 위험 고객 타겟 맞춤 전략
마케팅 투자 방식	신규 고객 확보 중심		고위험 고객 중심 집중 투자
비용 효율성	CAC 지속 증가, ROI 하락		유지 비용 최소화, ROI 개선
KPI 구조	후행 지표 중심 (이탈률, 실적)		선행 지표 중심 (이탈 확률, 위험 점수)
의사결정 체계	경험·정책 기반 의사결정		데이터·예측 기반 의사결정
조직 운영	분석-실행 분리		분석-실행-성과 측정 연결
고객 이탈 관리 역할	사후 관리 대상		예측·관리 대상
궁극적 한계/성과	비용 대비 성과 창출 한계		수익성·고객 유지 경쟁력 강화

Note 1 : 여기서 말하는 마케팅은 ‘이탈 방지 마케팅’임

AS-IS 분석

고객 거래 데이터는 충분히 축적되어 있으나, 이를 이탈 예측·선제 대응으로 전환하지 못하는 AS-IS 구조

01

고객 관리 측면



- 고객 이탈은 이용 급감·해지 이후에 인지
- 고객별 이탈 시점·유형 차이 반영 부족
- 이탈 고객을 사후 관리 대상으로 인식

02

데이터 활용 측면



- 거래·결제·CX 데이터는 충분히 축적
- 분석 목적은 리포팅·성과 집계 중심
- 예측 모델·실시간 이탈 스코어 활용 제한

03

마케팅·운영 측면



- 일괄 캠페인 중심 마케팅 운영
- 신규 고객 확보 비용 지속 증가
- 이탈 위험 고객에 대한 차별적 대응 부재

04

조직·의사결정 측면



- 이탈 관리 KPI는 후행 지표 위주
- 데이터 분석 결과의 실행 연계 미흡
- 예측 기반 의사결정 체계 미정립

국내 카드사 AS-IS 분석

현재 카드사는 (거래)데이터를 보유하고 있음에도, 이를 이탈 예측·선제 대응으로 연결하지 못하는 구조로 인해 고객 이탈 관리의 비용 효율성과 성과 창출에 한계가 존재



이에 따라 이탈 가능 고객을 사전에 식별하고, 고객별 이탈 원인에 기반한 예측 중심 고객 관리 체계로의 전환이 필요

TO-BE 도출

이탈 가능 고객을 사전에 식별하고, 고객별 이탈 원인에 기반해 선제적으로 대응하는 예측 중심 고객 관리 체계

01

고객 관리 측면

- 이탈 가능성 사전 예측 기반 관리
- 고객별 이탈 시점·유형 선제 식별
- 이탈 고객 = 사후 대상 X

**02**

데이터 활용 측면

- 거래·결제·CX 데이터 통합
- 이탈 예측 모델 기반 실시간 이탈 위험군 분류
- 분석 결과가 즉시 액션으로 연결

**03**

마케팅·운영 측면

- 이탈 위험 고객 타겟팅 마케팅
- 고객별 차별화된 혜택·커뮤니케이션
- 비용 효율 중심 운영

**04**

조직·의사결정 측면

- 이탈 예측 KPI를 선행 지표로 관리
- 분석 → 실행 → 성과 피드백 자동화



국내 카드사 TO-BE 핵심 변화

- ✓ 사후 대응 → 사전 예측
- ✓ 일괄 관리 → 고객별 차별 대응
- ✓ 비용 확대 → 비용 효율 극대화



이탈 예측 기반 고객 관리는 비용 효율성과 수익성 개선을 동시에 달성하는 핵심 전략



이탈 예측 모델 구축 시나리오

고객 데이터 → 이탈 예측 → 원인 분석 → 전략 도출 → 실행까지 고객 이탈 예측 모델 구축 시나리오

TO-BE 모델 구축 시나리오



- ① **사내 DB**: 고객의 거래·결제·혜택·CX 데이터 저장소
- ② **M/L 모델**: 고객별 이탈 확률 추출
- ③ **결과 대시보드**: 이탈 위험등급별 고객 가시화
- ④ **LLM 분석**: 이탈 원인 요약 및 대응 전략 자동 제안
- ⑤ **마케팅 대시보드**: 고객별 맞춤 캠페인 실행

➤ 사내에 축적된 고객의 거래·결제·CX데이터를 기반으로 학습된 머신러닝 모델을 통해 고객별 이탈 가능성을 사전에 예측하고, 예측 결과를 대시보드 및 LLM 기반 분석으로 연결하여 고객 이탈 위험등급별 맞춤형 마케팅 전략을 자동 도출하는 체계 구축

II .

프로젝트 관리

프로젝트 추진 일정

프로젝트 시작일인 12월 10일 오후부터 12월 19일 오후 15시까지의 일정을 Task별로 추적관리 함

추진 일정 Time-line

Phase	Task	Start	End	2025-12-10	2025-12-11	2025-12-12	2025-12-15	2025-12-16	2025-12-17	2025-12-18	2025-12-19
A	팀 구성 및 역할분담	2025-12-10	2025-12-11								
A	이탈 예측 사례 분석 / 데이터 검토	2025-12-11	2025-12-11								
A	금융권 Churn 모델 리서치	2025-12-11	2025-12-11								
B	전체 일정 계획서 작성	2025-12-11	2025-12-11								
B	카드사 AS-IS 분석, Pain Point 도출	2025-12-12	2025-12-15								
C	고객 데이터 생성 / 전처리 / 파생변수 생성	2025-12-12	2025-12-15								
C	Figma 활용 UI 기획 및 설계	2025-12-15	2025-12-16								
C	Baseline & XGBoost 1차 모델링	2025-12-16	2025-12-16								
C	Hyperparameter Tuning	2025-12-16	2025-12-17								
C	시각화 Dashboard / 분석 UI Mock-up	2025-12-16	2025-12-17								
C	SHAP 분석 및 인사이트 도출	2025-12-18	2025-12-18								
D	고위험 고객 분석 및 마케팅 전략	2025-12-17	2025-12-18								
D	최종 보고서 작성	2025-12-15	2025-12-19								

Legend: A. 착수 B. 분석/설계 C. 구현 D. 보고 계획서 보고 최종 보고

프로젝트 역할 분담

모듈별 및 세부과제별 담당자를 분담, 역할을 정의함

담당 Task 및 R&R 정의

Phase	Module	Task	Deliverable	담당자
A	Kick-off	팀 구성 및 역할분담	Kick-off Minutes/일정표	정예찬
A	기술검토	이탈 예측 사례 분석 / 데이터 생성 및 검토	Tech Review, 가상 고객 데이터	이혁준 이주현 정예찬
A	리서치	금융권 Churn 모델 리서치	사례 리서치	김민지
B	프로젝트 계획	전체 일정 계획서 작성	프로젝트 계획서	정예찬
B	AS-IS 분석	카드사 AS-IS 분석, TO-BE 도출	AS-IS Map / TO-BE Map	정예찬
C	데이터 설계	고객 데이터 분석 / 전처리 / 파생변수 생성	Xy data set, data_set.ipynb	이혁준
C	UI 설계	Figma 활용 UI 기획 및 설계	UI 설계도	이주현 김민지
C	모델링	LightGBM 모델링	Model v1 Report	이혁준
C	모델링	Hyperparameter Tuning	Model v2 Tuning Report	이혁준
C	MVP 구현	시각화 Dashboard / 분석 UI Mock-up	Dashboard Prototype	김민지
C	Explainable AI	*SHAP 분석 및 인사이트 도출	SHAP Report	이혁준
D	전략	위험등급별 마케팅 전략 수립	Risk Segment 분석, 전략안	이주현
D	보고서	최종 보고서 작성	Final PPT	정예찬
역할	담당자		설명	
기획 및 관리(PM)	정예찬		전체 프로젝트 일정 및 WBS 관리, 모듈 간 업무 조율, 최종 산출물 품질 검토 총괄	
형상관리·프론트엔드	김민지		데이터·코드·산출물 버전 관리 및 대시보드 구현·정합성 유지	
디자인·마케팅 전략	이주현		UI/UX 설계 및 이탈 위험 고객 세그먼트 기반 마케팅 전략 수립 및 시각화	
기술·백엔드	이혁준		데이터 분석, 이탈 예측 모델링 및 SHAP 기반 인사이트 도출	
발표 PPT 작성	정예찬		발표용 자료 구성 및 디자인 총괄, 핵심 메시지 도출 및 시각화	

WBS 프로젝트 관리 체계

프로젝트 관리 중심의 일정관리와 산출물 기반 검증 방식을 결합해 프로토타입(MVP) 완성까지의 실행력과 속도를 확보함

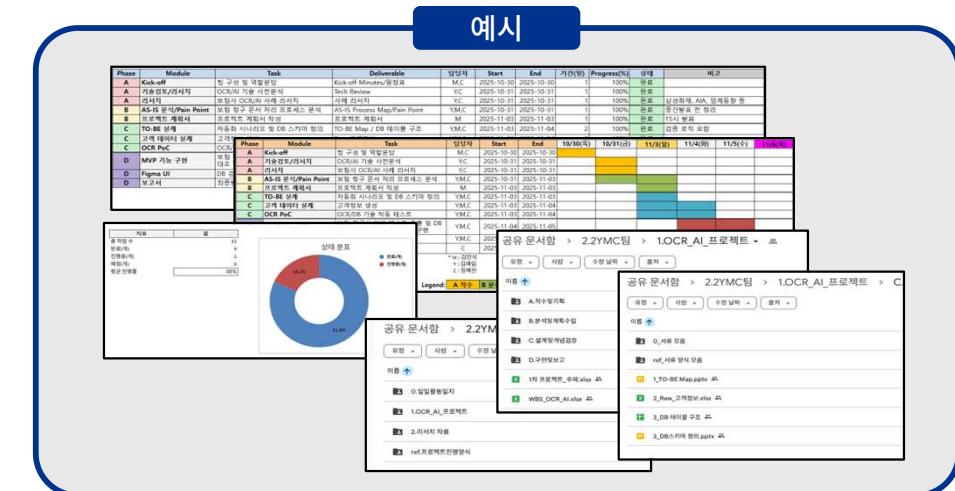
WBS 프로젝트 관리 체계 수립 및 운영

WBS 관리 체계

- ✓ 프로젝트 전 과정을 단계별(Phase)로 구조화 하여 업무 범위·책임자·산출물을 명확히 관리
- ✓ 단기간 PoC → MVP 목표에 맞춘 산출물 중심·병렬형 관리 체계 구축

관리분야	목적	관리도구
일정관리	<ul style="list-style-type: none"> • 프로젝트의 단계별 과제, 주요보고 및 의사결정 시점을 적절히 정의하고, 주기적으로 업데이트 함으로써, 전체 프로젝트의 종료시한 준수 	<ul style="list-style-type: none"> • WBS 일정 관리
품질관리	<ul style="list-style-type: none"> • 프로젝트 리더를 중심으로 산출물에 대한 검증 및 피드백 과정을 진행함으로써, 산출물의 품질 향상 	<ul style="list-style-type: none"> • 품질관리 프로세스
산출물 관리	<ul style="list-style-type: none"> • 프로젝트의 목적 및 기대효과를 충실히 달성하기 위하여 프로젝트의 중간 또는 최종 산출물에 대한 프로젝트 추진조직의 철저한 검증 및 관리 	<ul style="list-style-type: none"> • WBS 산출물 관리 • 산출물 검토 및 피드백 보고서
리스크 및 이슈관리	<ul style="list-style-type: none"> • 발생 가능한 리스크를 예측하고 모니터링 하는 한편, 돌발적인 이슈를 해결하기 위한 기본적인 절차를 수립하고 시행 	<ul style="list-style-type: none"> • 회의

구분	주요 내용
Phase	프로젝트 상위 단계(기획→분석→설계→구현→보고)
Module	각 단계별 핵심 업무 단위(예: 리서치, 설계, PoC 등)
Task	실제 수행 활동(예: 기술 검토, 데이터 설계 등)
Deliverable	각 Task의 산출물(보고서, 프로토타입 등)
담당자	수행 및 검증 책임자 명시



Note 1 : WBS는 Work Breakdown Structure의 약자임

III.

프로젝트 과정 및 결과

유사 사례 리서치

AI 기반 이탈 예측과 실시간 개인화는 카드사의 고객 관리 방식 전환을 가속화하고 있음

국내 카드산업 유사 사례

'2025

BC카드



- AI 기반 모델로 이용 감소·탈회 가능 고객을 사전 예측
 - 예측 결과를 활용해 이탈 위험 고객 대상 자동 쿠폰·혜택 제공
- ⇒ 이탈 고객의 사후 대응이 아닌 선제적 이탈 방어 체계 구축

'2025

KB 국민카드



- AI 통합 마케팅 시스템으로 고객을 집단이 아닌 개인 단위로 분석
 - 혜택·채널·발송 시간까지 개인별로 달리하는 초개인화 마케팅 실행
- ⇒ 맞춤형 제안을 통한 마케팅 반응률 평균 20% 이상 개선

'2021

삼성카드



- 실시간 거래·행동 데이터를 활용한 AI 큐레이션 시스템(블루엔진) 운영
 - 고객 상황에 맞는 혜택을 1초 이내 디지털 채널로 즉시 추천
- ⇒ 실시간 개인화 추천을 통한 고객 반응률 16% 상승

“

국내 주요 카드사는 AI를 활용해 이탈 예측·실시간 개인화·초개인화 마케팅으로 고객 유지와 마케팅 효율을 동시에 강화하고 있음

”

데이터 정의 및 설계

분산된 고객·거래·CX 데이터를 고객 단위로 재정의하고, 이탈을 설명할 수 있는 핵심 변수 중심의 분석용 데이터 구조를 설계함



UI 설계

프로토타입 범위 내 핵심 기능과 사용자 행동 흐름 중심의 UI 기획 및 설계



Note 1 : Figma로 UI 기획 및 설계함

1. 로그인 page

- 서비스 접근을 위한 사용자 인증 화면
- 아이디와 비밀번호 입력을 통해 사용자 권한 확인
- 내부 데이터 보호 및 접근 통제를 위함

2. 데이터 입력 page

- 고객 분석을 위한 데이터 입력, 데이터 수집 화면
- 이후 이탈 가능성 예측의 기초 데이터로 활용
- 고객 이탈 분석 모델 실행

3. 이탈 가능 고객 추출 page

- 위험군별 상세 정보 제공
- 고객 특성, 패턴 등을 테이블로 확인

4. 마케팅 전략 page

- LLM을 활용한 이탈 위험 고객을 위한 마케팅 전략 제시
- 위험군별 전략 방향 요약

M/L 모델링

LightGBM이 이탈자 식별 성능과 확률 활용 측면에서 더 적합하다고 판단

[XGBoost 기본 모델 Baseline 평가 결과]
ROC-AUC 점수: 0.8892

Confusion Matrix:

```
[[19438  56]
 [ 483  23]]
```

Classification Report (기본 임계값 0.5):

	precision	recall	f1-score	support
0	0.98	1.00	0.99	19494
1	0.29	0.05	0.08	506
accuracy			0.97	20000
macro avg	0.63	0.52	0.53	20000
weighted avg	0.96	0.97	0.96	20000

XGBoost

모델 선정 기준

Accuracy는 불균형
데이터 특성상 제외

ROC-AUC

- 이탈 확률 예측 모델의 전반적 분리 성능 평가
- 실제 이탈자를 얼마나 놓치지 않고 포착하는지

ROC-AUC 점수: 0.8841

Confusion Matrix:

```
[[17752 1742]
 [ 232 274]]
```

Classification Report (기본 임계값 0.5):

	precision	recall	f1-score	support
0	0.99	0.91	0.95	19494
1	0.14	0.54	0.22	506
accuracy			0.90	20000
macro avg	0.56	0.73	0.58	20000
weighted avg	0.97	0.90	0.93	20000

LightGBM

모델 선정

XGBoost LightGBM

트리 기반 앙상블 모델로
비선형 관계·다수 피쳐 처리에 적합

ROC-AUC 점수는 유사하나,
LightGBM은 XGBoost 대비

- ✓ Recall 성능 안정적
- ✓ 학습 속도 및 파라미터 튜닝 효율성 우수

M/L 모델링

도메인 인터뷰를 기반으로 한 이탈 조기 신호 변수 설계

H카드 현직자 인터뷰 인사이트



H 카드 현직자

- 주요 피처: 신용카드 입회경과일수, 당사입회경과일수, 금융상품 여부/ 상품 개수/금액, 보유한 카드개수
- AI로 이탈 가능성 높은 회원(ex. 무실적 예상 회원) 예측해서 방지하는 캠페인(ex. 앱푸시) 실행 중
- 통상적으로 3개월 동안 실적 없으면 탈회 가능성 높은 회원. 6개월부터는 탈회한 회원으로 봄.

주요 피처

- 카드 이용 경과일
- 금융상품 보유 여부·개수·금액
- 보유 카드 수

이탈 정의 기준

- 3개월 무실적 → 이탈 위험 고조
- 6개월 무실적 → 이탈 고객 간주

활용 사례

- 고위험 회원 사전 예측
- → 앱푸시 등 방지 캠페인

모델 반영 변수 설계

최근 3개월 소비

과거 3개월 소비

소비 감소 패턴을 이탈 가능성으로 정량화



```
df['recent_3m_spent'] = df['spent_m1'] + df['spent_m2'] + df['spent_m3']
df['past_3m_spent'] = df['spent_m4'] + df['spent_m5'] + df['spent_m6']
df['spent_change_ratio'] = df['recent_3m_spent'] / (df['past_3m_spent'] + 1)
```

M/L 모델링

Feature Importance 기반 핵심 이탈 변수 선별

Feature Importance 정의와 사용 이유

구분	주요 내용	비즈니스 및 분석적 가치
정의	모델의 성능을 향상시키는데 각 변수가 기여한 상대적 가치 측정 값	모델 내부의 복잡한 의사결정 과정을 시각화
활용목적1	핵심 변수 식별	영향이 적은 노이즈 변수를 제거하여 모델의 연산 속도 및 정확도 향상
활용목적2	과적합 방지	불필요한 변수를 줄임으로써 모델이 특정 데이터에만 과하게 학습되는 것을 방지
활용목적3	전략적 인사이트 도출	이탈에 가장 큰 영향을 주는 요인을 파악하여 우선순위 대응 전략 수립

Feature Selection 결과

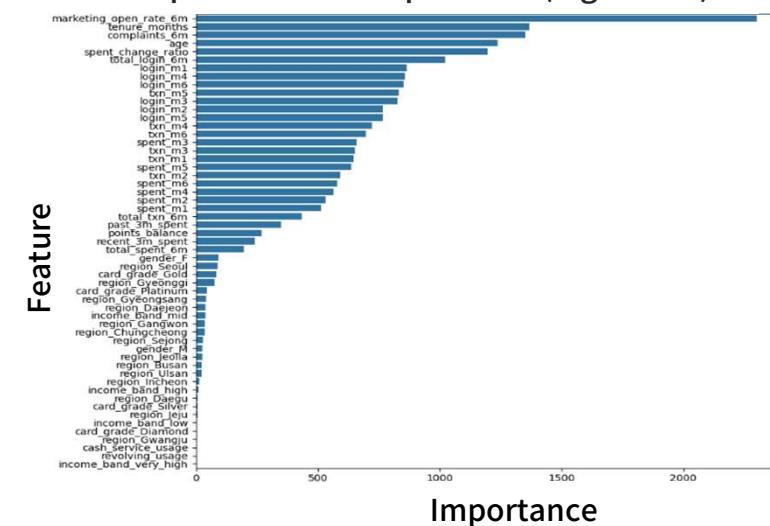
- ✓ 전체 변수 중 Top 15개 핵심 변수 선정
- ✓ 반복·저기여 변수 제거

기대
효과

1. 모델 복잡도 감소
2. 예측 안정성 및 해석력 향상
3. 마케팅 · CRM 실행 시 우선순위 명확화

importance_df.head(15)	
Feature	Importance
3 marketing_open_rate_6m	2300
1 tenure_months	1367
2 complaints_6m	1352
0 age	1238
30 spent_change_ratio	1197
24 total_login_6m	1022
21 login_m1	864
12 login_m4	860
6 login_m6	853
8 txn_m5	832
15 login_m3	828
18 login_m2	768
9 login_m5	767
11 txn_m4	723
5 txn_m6	696

Top 20 Feature Importance(LightBGM)



M/L 모델링

불균형 데이터 환경에서 과적합을 방지하고, 일반화 성능을 높이기 위한 파라미터를 조정함

파라미터 설정

```
lgbm_params = {
    'objective': 'binary',
    'metric': 'binary_logloss',
    'n_estimators': 1000,
    'learning_rate': 0.05,
    'max_depth': 5,
    'min_child_weight': 3,
    'min_gain_to_split': 0.1,
    'scale_pos_weight': scale_pos_weight_value, # 계산된 값 적용
    'random_state': 2025
}
```

종류	설정값	이유	설명
Scale_pos_weight	계산된 비율	불균형 해소	적은 수의 이탈자 데이터에 가중치를 부여해 실제 이탈자를 놓치지 않도록 학습함.
metric	Binary_logloss	확률적 정확도	이탈 여부를 넘어 '이탈 확률' 자체의 정밀도를 높여 등급 분류의 신뢰성을 확보함.
Max_depth	5	과적합 방지	트리의 깊이를 제한하여 과거 데이터에만 매몰되지 않고 새로운 데이터에도 유연하게 대응함.
Learning_rate	0.05	학습 정교화	가중치 업데이트를 세밀하게 진행하여 모델이 최적의 성능 지점에 안정적으로 도달함.
Min_child_weight	3	노이즈 제거	너무 작은 데이터 단위까지 개별 학습하지 않도록 하여 모델의 일반화 성능을 높임.
Random_state	2025	재현성 보장	분석 시점을 고정하여 향후 재검증 시에도 동일한 결과가 도출되도록 신뢰도를 유지함

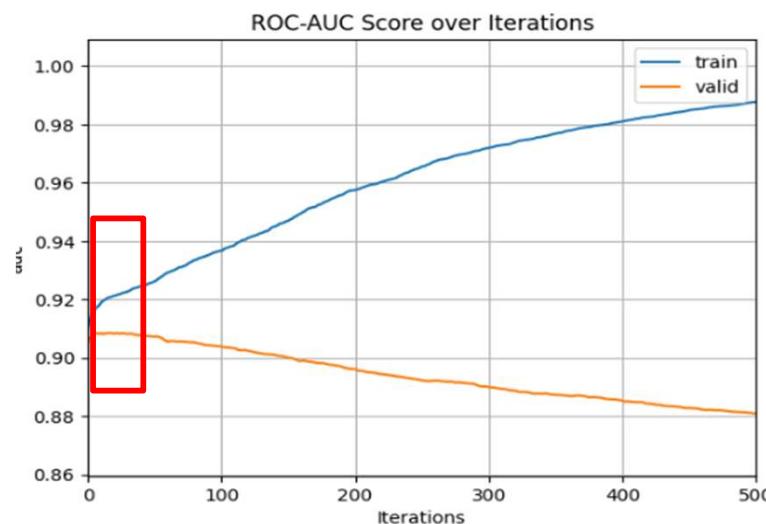
* scale_pos_weight_value = (정상 고객 수) / (이탈 고객 수)

* 불균형 데이터 환경에서 소수 클래스(이탈자) 학습 강화를 위해 적용

M/L 모델링

“이탈 여부 판단” 이 아닌 “이탈 위험도 기반 고객 관리”로의 전환 필요성 도출

최종 모델 해석



① 시행횟수 증가 시

- Train data의 ROC-AUC 및 Recall 증가, But Valid 데이터의 값 하락

> 과적합 현상이 발생하고 있고, 최적의 시행횟수 50~100회 사이.

② 매우 높은 수준의 평가지표값

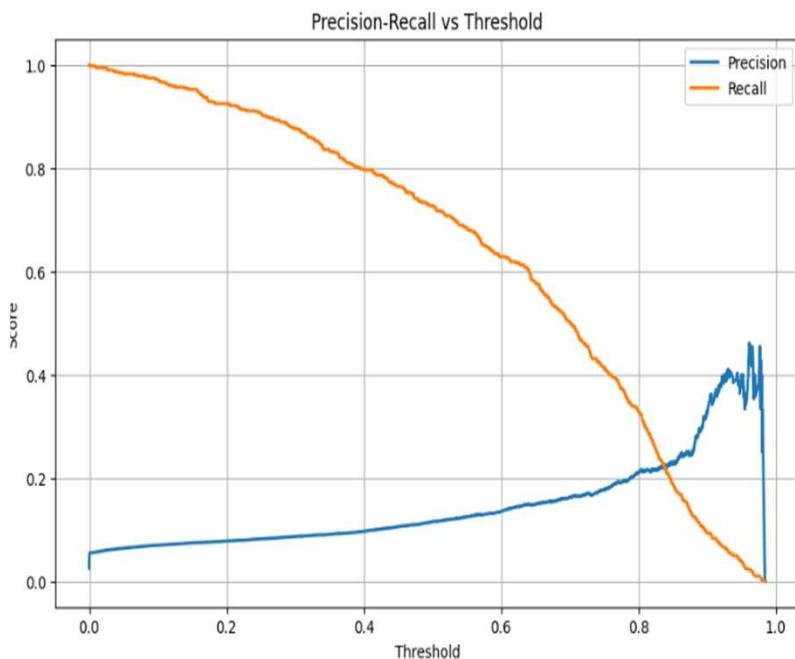
> 모델 사용의 정당성 확보



M/L 모델링

이탈 확률을 기준으로 고객을 그룹화하여, 고위험군 중심의 선별적 마케팅 전략을 적용함

최종 모델 해석 계속



임계치에 따른 confusion matrix

```
==== Threshold: 0.1 ====
[[13412  6082]
 [ 25   481]]

==== Threshold: 0.2 ====
[[14446  5048]
 [ 50   456]]

==== Threshold: 0.3 ====
[[15344  4150]
 [ 84   422]]

==== Threshold: 0.4 ====
[[16218  3276]
 [ 120  386]]

==== Threshold: 0.5 ====
[[17029  2465]
 [ 177  329]] 2465

==== Threshold: 0.6 ====
[[17778  1716]
 [ 223  283]] 1716

==== Threshold: 0.7 ====
[[18426  1068]
 [ 286  220]] 1068

==== Threshold: 0.8 ====
[[18994  500]
 [ 376  130]] 500
```

문제는 Precision 값



이탈자 잡는 능력 高

But 비이탈자 예측 有

비지니스적 해석 : 비이탈자에게도 마케팅을 진행함으로써 불필요한 비용 증가 가능성
→ 대책 : 단순 이진분류(0/1)가 아닌 '이탈 확률' 기반의 위험고객 GROUPING 필요

M/L 모델링

이탈자 탐지를 강화하기 위해 Recall 중심으로 모델을 개선함

초기 모델

ROC-AUC 점수: 0.8841																														
Confusion Matrix:																														
[[17752 1742] [232 274]]																														
Classification Report (기본 임계값 0.5):																														
<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>precision</th> <th>recall</th> <th>f1-score</th> <th>support</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>0</td> <td>0.99</td> <td>0.91</td> <td>0.95</td> <td>19494</td> </tr> <tr> <td>1</td> <td>0.14</td> <td>0.54</td> <td>0.22</td> <td>506</td> </tr> <tr> <td>accuracy</td> <td></td> <td>0.90</td> <td>0.90</td> <td>20000</td> </tr> <tr> <td>macro avg</td> <td>0.56</td> <td>0.73</td> <td>0.58</td> <td>20000</td> </tr> <tr> <td>weighted avg</td> <td>0.97</td> <td>0.90</td> <td>0.93</td> <td>20000</td> </tr> </tbody> </table>		precision	recall	f1-score	support	0	0.99	0.91	0.95	19494	1	0.14	0.54	0.22	506	accuracy		0.90	0.90	20000	macro avg	0.56	0.73	0.58	20000	weighted avg	0.97	0.90	0.93	20000
	precision	recall	f1-score	support																										
0	0.99	0.91	0.95	19494																										
1	0.14	0.54	0.22	506																										
accuracy		0.90	0.90	20000																										
macro avg	0.56	0.73	0.58	20000																										
weighted avg	0.97	0.90	0.93	20000																										

최종 모델

[LightGBM 사용자 지정 모델 평가 결과]																														
ROC-AUC 점수: 0.8919																														
Confusion Matrix:																														
[[16733 2761] [150 356]]																														
Classification Report (기본 임계값 0.5):																														
<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>precision</th> <th>recall</th> <th>f1-score</th> <th>support</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>0</td> <td>0.99</td> <td>0.86</td> <td>0.92</td> <td>19494</td> </tr> <tr> <td>1</td> <td>0.11</td> <td>0.70</td> <td>0.20</td> <td>506</td> </tr> <tr> <td>accuracy</td> <td></td> <td></td> <td>0.85</td> <td>20000</td> </tr> <tr> <td>macro avg</td> <td>0.55</td> <td>0.78</td> <td>0.56</td> <td>20000</td> </tr> <tr> <td>weighted avg</td> <td>0.97</td> <td>0.85</td> <td>0.90</td> <td>20000</td> </tr> </tbody> </table>		precision	recall	f1-score	support	0	0.99	0.86	0.92	19494	1	0.11	0.70	0.20	506	accuracy			0.85	20000	macro avg	0.55	0.78	0.56	20000	weighted avg	0.97	0.85	0.90	20000
	precision	recall	f1-score	support																										
0	0.99	0.86	0.92	19494																										
1	0.11	0.70	0.20	506																										
accuracy			0.85	20000																										
macro avg	0.55	0.78	0.56	20000																										
weighted avg	0.97	0.85	0.90	20000																										

구분	초기 모델	최종 모델	개선율
ROC_AUC	0.8841	0.8919	0.88%
Recall(y_hat= 1)	0.54	0.7	29.63%

이탈자를 놓치지 않는 방향으로 모델을 개선했으며, ROC-AUC를 유지하면서 실무 활용성이 높은 모델을 도출함

이탈 위험군별 마케팅 대응 전략

이탈 위험도에 따라 고객 상태와 문제 양상이 상이하며, 동일한 마케팅 접근으로는 효과적인 이탈 관리가 어려움



이탈 임박 · 부정 경험 누적 상태

- 불만, 결제 실패, 승인/한도 이슈 등 부정적 경험이 반복적으로 발생
- 서비스 장애가 즉각적인 이탈로 직결되는 구간
- 일률적 혜택 제공만으로는 관계 회복 한계



이탈 의도 및 징후 발생 단계

- 이용은 유지되나 빈도·반응도 하락 시작
- 이탈 의도가 행동으로 나타나기 시작한 구간
- 사후 대응 시 이미 이탈 가능성 확대



사용 습관 약화 단계

- 이용 빈도·충성도 점진적 감소
- 불만보다는 ‘무관심’에 가까운 상태
- 장기적으로 이탈로 이어질 가능성 존재



관계 및 이용 패턴 안정 상태

- 이용 패턴과 관계가 안정적으로 유지
- 이탈 가능성은 낮으나, 과도한 마케팅 시 비용 효율 저하
- 유지 전략과 확장 전략의 구분 필요

이탈 위험군별 마케팅 대응 전략

이탈 위험 단계에 따라 방어–선제–활성 전략을 구분 적용해 이탈 관리 효율을 극대화함

01

고위험군 – 방어

- 이탈 임박 단계
- 부정 경험 누적 → 즉각적 개입 필요
- 목표 : 이탈 즉시 차단

02

중위험군 – 선제

- 이탈 의도·징후 발생
- 사후 대응 시 효과 급감
- 목표 : 선제적 이탈 차단

03

저위험군 – 활성

- 사용 습관 약화 단계
- 관계 단절 전 회복 가능
- 목표 : 사용 습관 회복

고객 상태에 따른 차별적 마케팅 개입

경험 복구 중심의 즉각적 방어

- 불만·결제 실패·승인/한도 이슈 등 핵심 경험 저하 요인 우선 해결
- 수수료·연회비 면제 등 방어형 오퍼를 제한적으로 적용
- 상담원·아웃바운드 채널 중심 직접 개입

예측 기반 선제 리텐션

- 이탈 의도·징후 고객 조기 식별
- 선제적 리텐션 캠페인 및 표준화된 맞춤 오퍼 적용
- 자주 사용 결제 카테고리 기준 혜택 제공 -> 사용 빈도, 체감 효익 동시 강화
- 이탈 확률 상승 전 차단

사용 습관 회복 중심 활성화

- 행동 유도형 미션 - 결제 횟수 달성을 시 포인트 제공/정기결제 등록 시 혜택 부여
- 라이프사이클 단계 맞춤 캠페인으로 재이용 유도
- 장기 이탈 가능성 완화

LLM 기반 마케팅 전략 고도화

위험군별 표준 전략을 LLM을 통해 고객 단위로 정교화해 이탈 방지 효과 극대화

LLM의 기능: 고객 단위 마케팅 의사결정 지원

LLM역할

- 고객 행동·반응 데이터 종합 해석해, 각 고객에게 적합한 마케팅 액션 추천함.

LLM핵심 기능

- 고객 행동 맥락 요약(왜 이탈 위험이 높은지 설명)
- 고객별로 효과 가능성이 높은 오퍼·메시지 조합 도출
- 마케터·상담원이 바로 활용 가능한 액션 초안 생성

산출물

- 이탈 원인 요약
- Next Best Action(NBA) 기반 액션 추천
- 개인화된 혜택 /오퍼
- 메시지 자동 생성

모델 결과를 사람이 이해 가능한 전략으로 번역

위험군 전략 + 초기인화 기대 효과

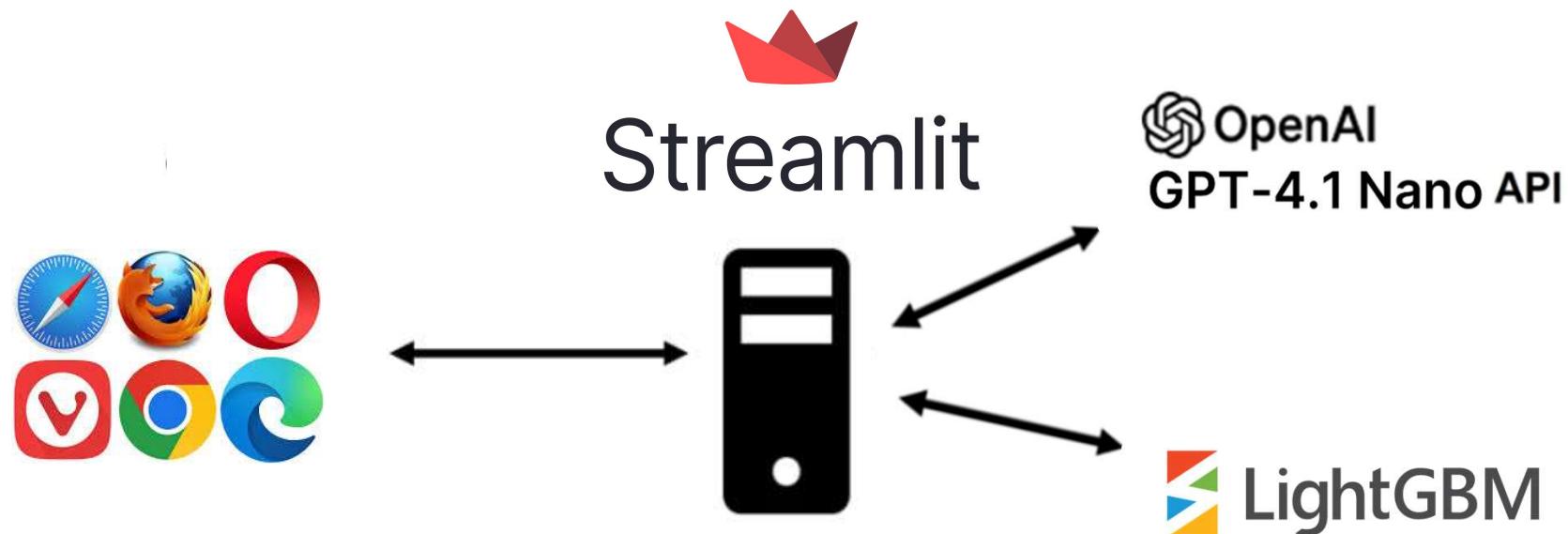
- ✓ 고객별 이탈 원인에 대응하는 정밀 개입으로 이탈 가능성 감소
- ✓ 무차별 할인, 혜택 제공 감소
- ✓ 행동 기반 맞춤 혜택 제공 가능
- ✓ 캠페인·오퍼 기획에 대한 의사결정 부담 감소
- ✓ 상담원·마케터가 활용 가능한 액션 가이드 제공으로 업무 효율화

「
LLM 기반 초기인화는 위험군별 전략
실행력을 고객 단위로 확장하는 핵심 수단
」

MVP 구성도

이탈 예측 모델(LightGBM)과 LLM(GPT API)을 연동하여 고객 이탈 가능성 예측부터 원인 해석, 마케팅 전략 제안까지를 하나의 화면(Streamlit)에서 실시간으로 제공하는 구조로 설계

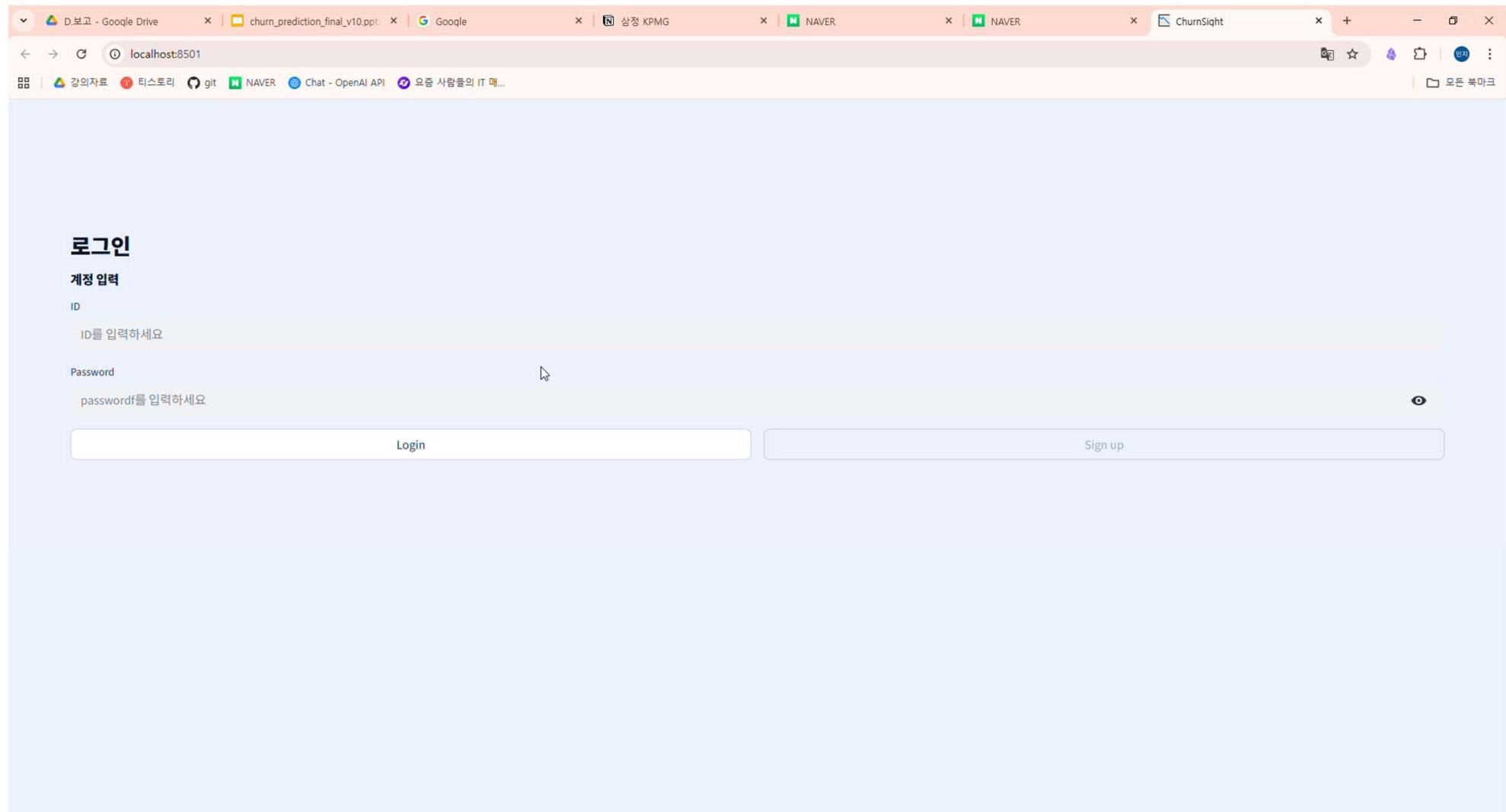
MVP 구현 구성도



Source : google 이미지

시연 영상

Streamlit으로 서비스 시연



IV.

기대효과 및 향후 방향

기대효과

이탈 예측을 실행으로 연결함으로써 마케팅 효율성과 의사결정 속도를 동시에 개선

이탈 예측 기반 고객 관리 체계 구축을 통한 마케팅 효율성과 실행력 확보



비용 효율적 고객 이탈 관리 체계 구축

고객 이탈을 사후 대응 대상이 아닌 사전 예측, 관리 대상으로 전환하여, 비용 효율적인 유지 전략 수립



마케팅 실행 속도 및 효율성 개선

이탈 위험 고객을 사전에 식별하고 전략을 자동 제안함으로써, 분석부터 실행까지의 의사결정 속도를 크게 단축함



데이터 기반 개인화 마케팅 기반 확보

고객을 집단이 아닌 개인 단위로 관리하여, 향후 초개인화 마케팅 및 자동화 확장이 가능한 기반을 마련함

프로젝트를 통해 배운 점 및 시사점

데이터 분석은 예측이 아니라, 실행을 설계하는 과정임을 확인함

1

이탈 예측 모델은 지표
해석과 활용 방식이 핵심

이탈자를 최대한 포착하기 위해
Recall을 우선할 경우
Precision 저하로 불필요한 마케팅
비용이 발생할 수 있음



이에 따라 예측 결과를 단일
판단이 아닌 이탈 확률 기반
위험군 분류와 전략 우선순위
설정에 활용하는 것이
적절하다는 것을 도출함

2

LLM은 ‘분석 보조’가 아닌
‘실행 가속 도구’

LLM을 단순 설명 도구가 아닌
이탈 원인 요약 및 마케팅전략
제안에 활용함



데이터 분석 결과를 비전문가도
즉시 이해하고 활용할 수 있는
형태로 전환할 수 있음

3

데이터 분석은 조직의 의사결정
방식을 바꾸는 도구

이탈 예측 분석은 단순한 기술
적용이 아니라 사후 대응 중심의
고객 관리 방식을 전환하는 계기



데이터 분석은 결과 제공을 넘어
조직의 판단 기준과 운영 방향을
바꾸는 역할을 수행할 수 있음을
도출함

한계점 및 향후 과제

현재 단계에서의 한계를 정리하고, 실무 적용을 위한 확장 방향을 제시함

현재의 한계를 인식하고, 다음 단계로 어떻게 발전할 것인가?

기술, 데이터, 검증 측면의 한계를 짚고, 향후 고도화 방향을 제시

데이터 신뢰도 및 적용 환경의 한계

- 실제 카드사 내부 데이터가 아닌 가상, 공개 데이터 기반 분석
- 실거래, 실시간 데이터 미적용
- 실환경 적용 시 모델 성능 및 전략 정교화 필요

모델 일반화 및 최적화 한계

- feature 엔지니어링 및 파라미터 최적화의 한계 존재
- 조기 과적합 발생 가능성
- Early Stopping 및 추가 학습을 통한 보완 필요

향후 고도화 및 확장 방향

- 실시간 데이터 연계를 통한 이탈 스코어 자동 갱신
- 마케팅 반응 결과를 재학습하는 구조 필요
- 마케팅 자동 실행 및 성과 대시보드까지 확장 가능한 구조로 발전



Q & A

End of Document