

2023 미래산업 인재육성 컨퍼런스
"Value Up" 프로젝트 공모전



충성 고객 전환 솔루션



통신사 고객 이탈 분석과 예측을 통한 매출 증대 예측 및 대응 방안

Contents

통신사 고객 이탈 분석 및 예측을 통한 매출 증대 예측 및 대응 방안

01

기존 프로젝트

- 과거 추진 배경
- 기존 모델과 한계점

02

Value Up

- Flow Chart
- 예측 모델 성능 개선
- XAI 모델 제작
- 핵심 인자 분석

03

개선안

- 친구 추천 프로모션
- 1인 가족 패키지 프로모션

04

향후 연구 방향 제시

- 군집분석을 활용한 고객 분류

01

기존 프로젝트

통신사 고객 이탈 분석 및 예측을 통한 매출 증대 예측 및 대응 방안

과거 추진 배경

기존 모델과 한계점



과거 추진 배경

Point.1

통신사 시장의 제로섬 게임

신규 고객 유입이 어렵다.

Point.2

정부의 알뜰폰 사업

3대 통신사의 시장 독과점으로 후발 경쟁자의 유입이 힘든 상황 속에서 정부의 시장 순환을 위한 알뜰폰 사업 지원 정책이 도입되었다.

Point.3

제로섬 게임의 고착화

3대 통신사와 알뜰폰이 서로의 고객을 뺏어오는 구조로 발전했다.

Goal

매출 증대 목표

현재 수준 대비 매출액 1% 증대

02

기존 프로젝트

기존 모델

고객의 인터넷 사용량 · 서비스 가입 정보를 기반으로
이탈 여부와 시기를 예측하는 모델 구축

고객 이탈 여부 예측 모델



고객 이탈 시기 예측 모델



한계점

Q. 해결해야하는 한계점에는, 무엇이 있는가?

Result 1

모델의 낮은 정확성

일반화 성능 향상을 위해 영향도 높은 고객 특성 데이터만을 설명변수로 사용했으며, GridSearchCV를 거친 모델임에도 성능이 약 0.7까지만 도달함.

Result 2

잘못된 모델 학습 방법

이탈시기 예측모델의 목표변수인 가입기간은 이탈 고객의 특성을 학습했으나, 전체 고객 특성을 학습시켜 이탈 고객의 특성은 잘 반영하지 못함.

Result 3

EDA 분석 미활용

데이터 분석에서 찾은 인사이트를 모델 생성 및 해결안에 적용하지 못함.

02

Value Up

통신사 고객 이탈 분석 및 예측을 통한 매출 증대 예측 및 대응 방안

Flow Chart

예측 모델 성능 개선

XAI 모델 제작

핵심 인자 분석



01

Value Up

Flow Chart

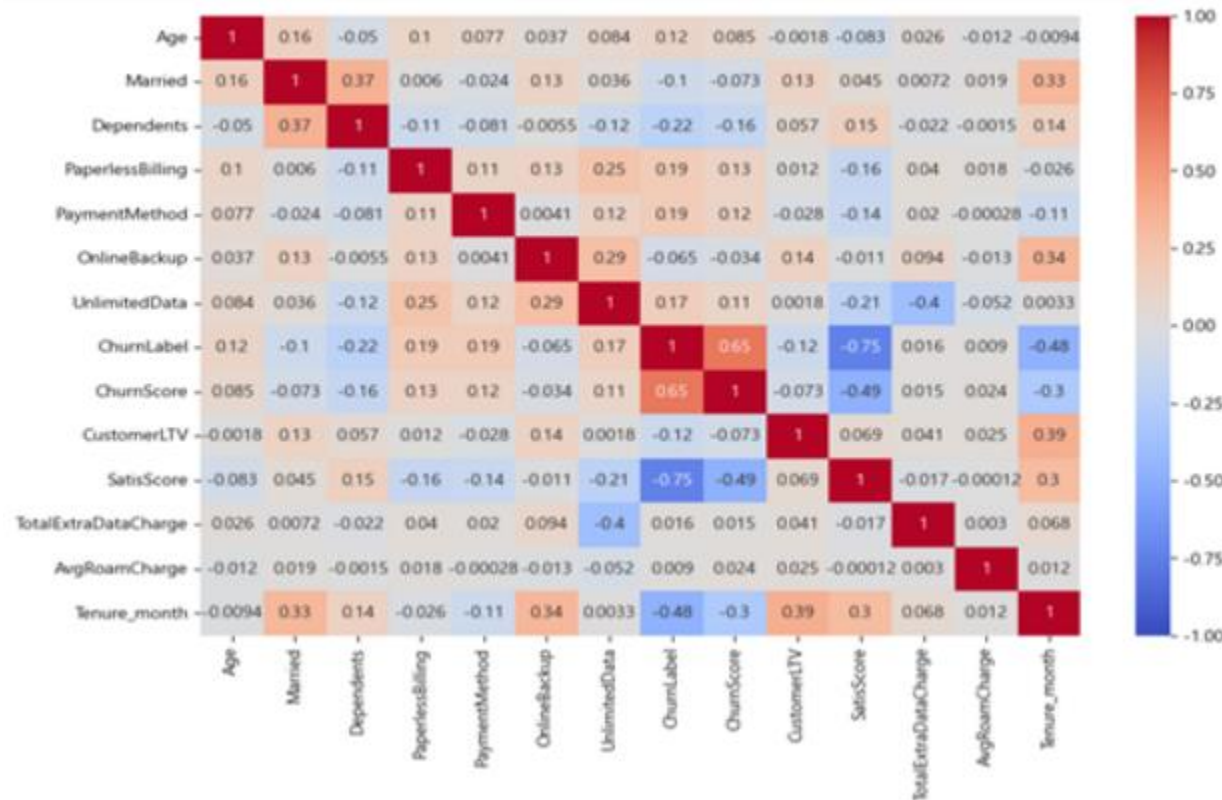


최종 목표

이탈 영향 인자 분석을 통한 충성 고객 전환 솔루션 탐색

이탈 여부 예측 모델 성능 개선

Correlation Analysis



①

기존 모델 생성에 사용한 변수에 새로운 변수 추가

noReferrals, Monthly_charge,
OnlineSecurity, TechSupport, AvgDownloadGB

Age, Dependents, , PaymentMethod, OnlineBackup,
UnlimitedData, CustomerLTV, AvgRoamCharge



선정 기준

연속형 변수 중 상관계수의 절댓값이 0.12~0.2 사이인 변수 선택
범주형 변수는 지불 방식과 서비스 변수를 추가로 선정

이탈 여부 예측 모델 성능 개선

②



데이터 분할

- Train : 55
- Valid : 25
- Test : 20

③



모델 선정

Default 모델 구축 결과,
모델 성능이 Train 0.99,
Valid 0.79로 가장 우수한
XGBClassifier로 선정

④



매개변수 조정

- learning_rate : 0.07
- n_estimators : 32
- max_depth : 5

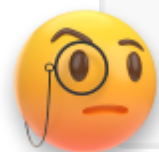
⑤



K-Fold 교차검증

- K = 15까지 수행
- 평균 정확도 : 0.80
- 평균 오차 : +/- 0.2

Mirisolution



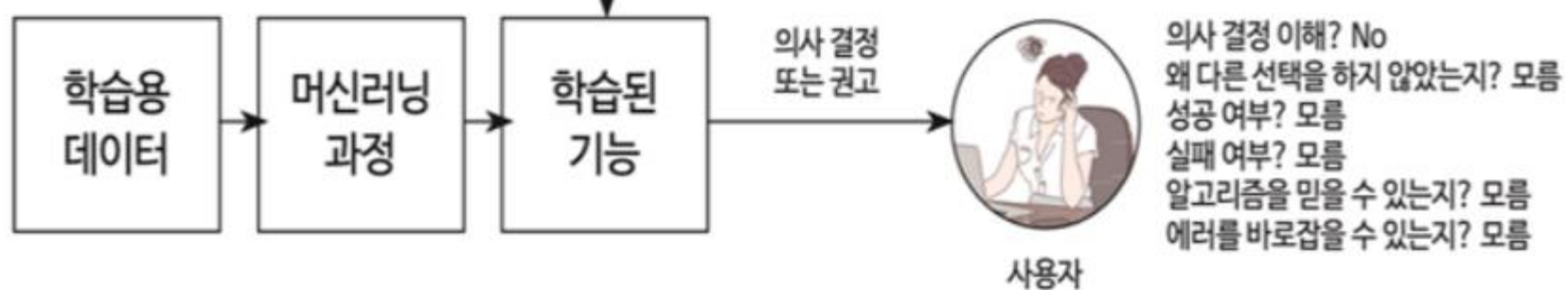
모델 개선 결과

Train 성능 : Valid 성능 : Test 성능 = 0.82 : 0.80 : 0.81로 일반화 성능이 개선된 모델이 생성됨을 확인함.

XAI 모델이란?

" 설명 가능한 인공지능 모델 "

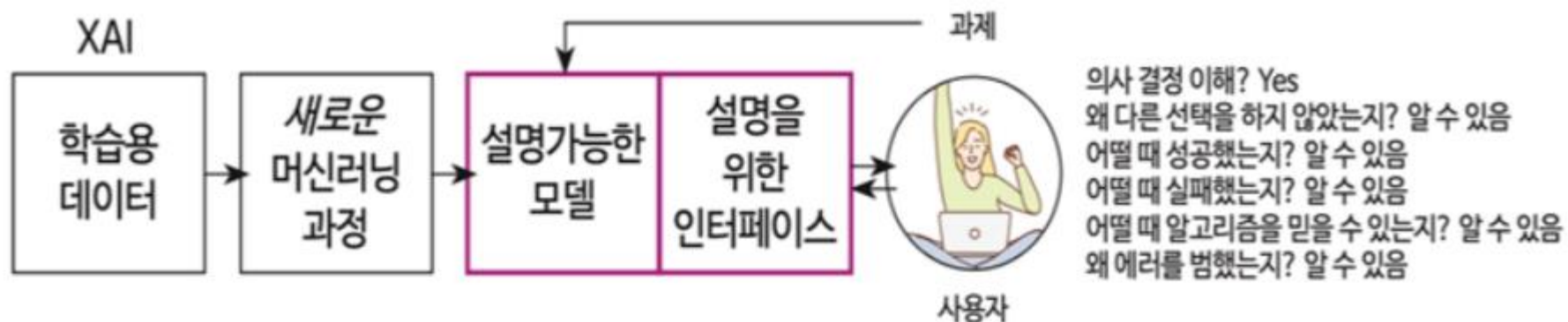
일반적인 AI



Random Forest, XGBoost 등의 지도학습 모델은 **Black Box** 구조.

기존의 모델은 입력값과 결과값 이외의 **작동원리를 알기 힘든 시스템**

XAI



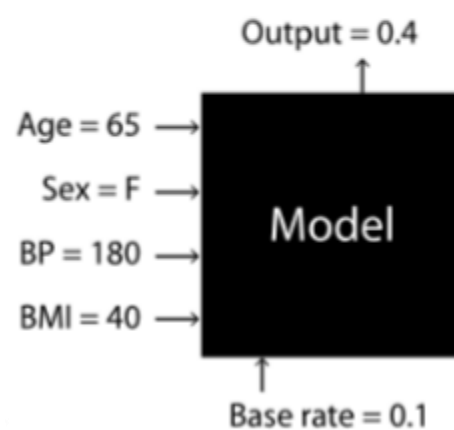
XAI 모델은 모델의 신뢰성을 확보하고 의사결정 과정의 투명성을 제공함.

자료 : 미 국방연구원 '설명가능 인공지능(XAI)', 한국정보화진흥원(2018)

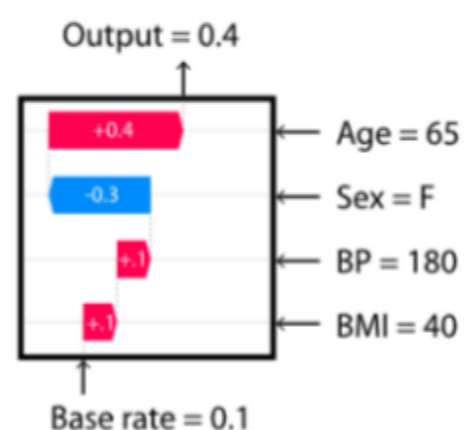
XAI 모델 제작



SHAP



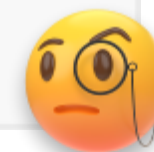
Explanation



XAI 모델 중

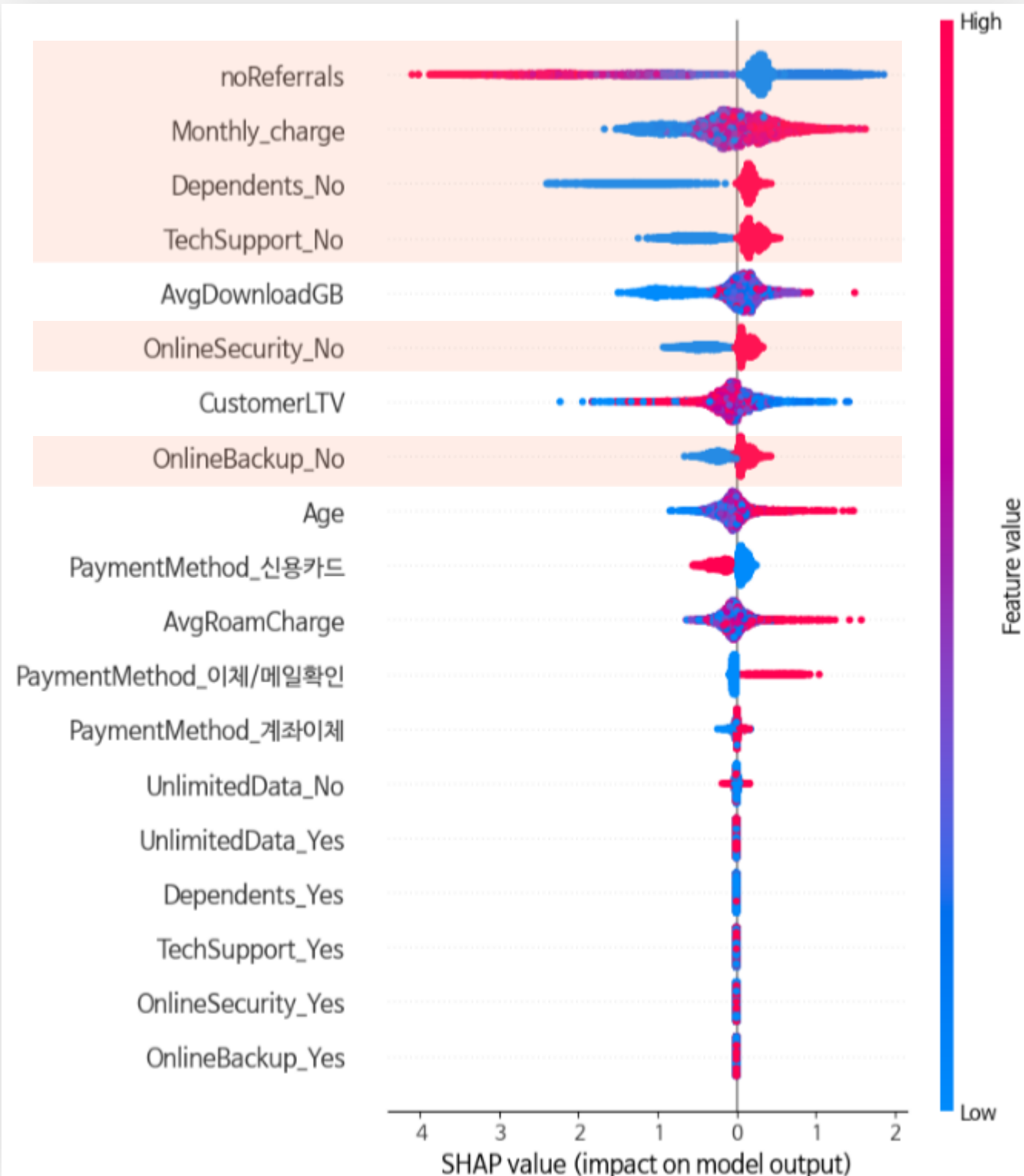
" SHAP 모델의 원리 및 특징 "

Shapley value를 이용하여
모델의 **예측 결과에 어떤 특성(feature)이**
어떤 정도로 기여했는지에 대한 정보를 제공



* Shapley value : 게임 이론에서 사용되는 개념
모든 변수 조합에서 특정 변수의 존재 유무에 따라 결과 값의 변화를 측정

XAI 모델 제작



핵심인자로 Monthly Charge(월 요금), 각종 부가서비스 혜택, noReferrals(추천 수), Dependents_No(부양자 없음)를 선정.

① Monthly Charge(월 요금)

적극적인 통신사의 개입은 이탈 확률을 높일 수도 있음.

요금제 변경과 현금 환급을 제안했지만 3개월 후에 10%가 서비스를 취소했으며 대조군의 이탈률은 6.4%로 역효과가 발생함.

많은 고객들은 관성에 의해 차선책을 유지하는 경향을 보임.

이들에게 다른 선택지를 제공하면 관성이 사라지면서, 경쟁사의 서비스도 검토하게 됨. 또한 자신이 손해보고 있다는 사실을 발견하면 고객은 인지하지 못했던 초과 지출에 주의를 기울이면서 오히려 서비스를 취소함.

[참고기사] Eva Ascarza, Raghuram Iyengar and Martin Schleicher. The Perils of Proactive Churn Prevention Using Plan Recommendations: Evidence from a Field Experiment. JOURNAL OF MARKETING RESEARCH (JMR)

② 각종 부가서비스 혜택

가입한 부가서비스를 확장하여 전반적인 만족도와 충성도를 향상할 수 있고, 이를 통해 추천수를 증가시킬 수 있음.

핵심 인자 분석

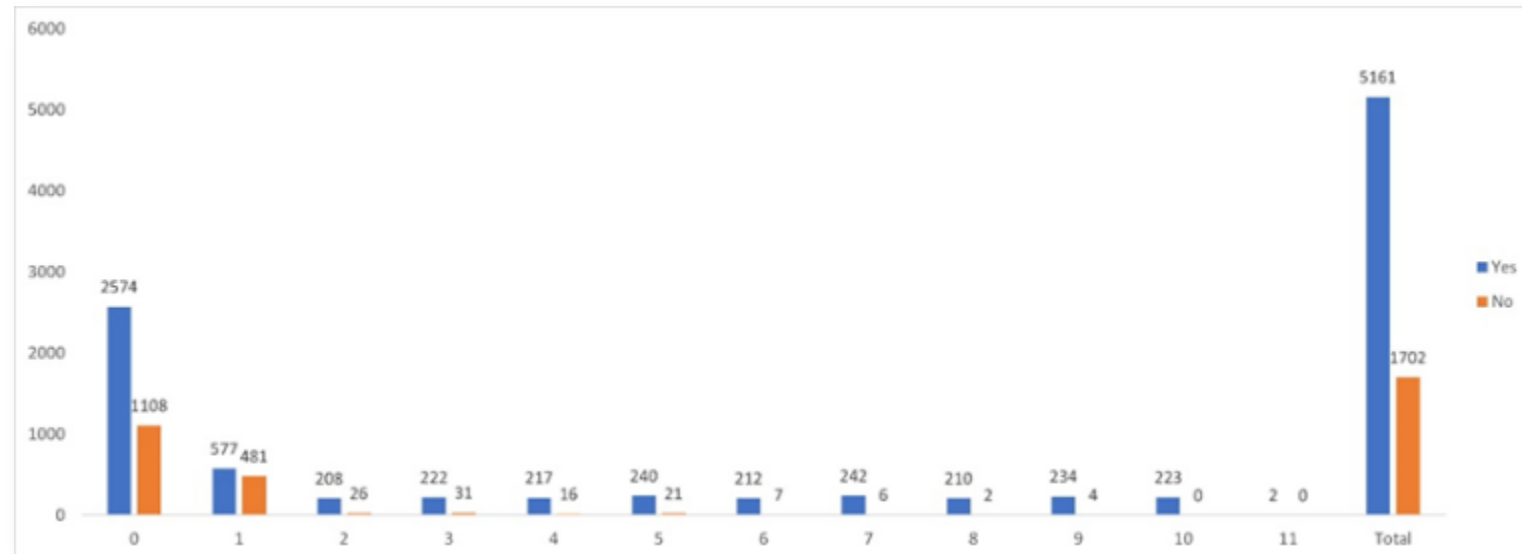
I. 추천 수(noReferrals)에 따른 통계적 가설 검정

귀무가설

noReferrals(추천 횟수)와 ChurnLabel(이탈 여부)는 관련성이 없다.

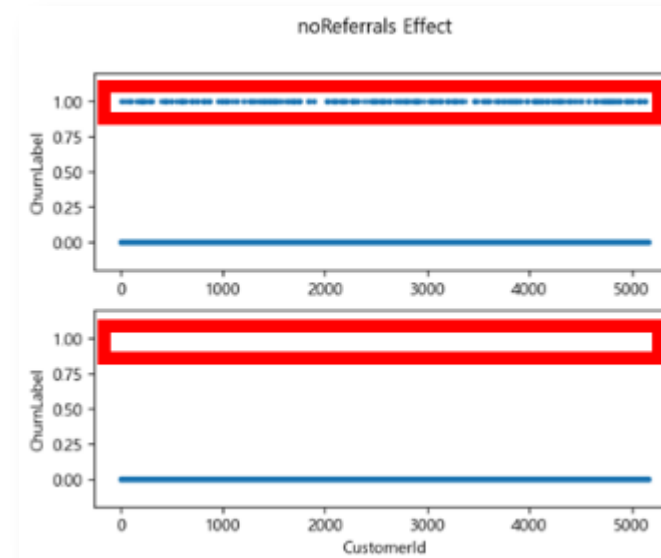
Chi-Squared 검정

p-value = 0.0 < 0.001 = α ▶ 대립가설 채택
 \therefore noReferrals와 ChurnLabel는 유의미한 연관이 있다.



▶ 추천 수가 적을수록, 이탈 고객의 비율이 증가한다.

효과성 분석



이탈 가능성이 높은 고객은 334명으로 예측됨.
 그중, noReferrals값이 0 혹은 1인
 데이터를 모두 2로 수정하여
 이탈 여부의 변화를 예측한 결과,
 334명 모두가 이탈하지 않는 것으로 나타남.

③ noReferrals(추천 횟수)

추천에 의한 전환이 광고에 의한 전환보다
 전반적인 만족도와 고객 충성도가 높았음.

▶ 추천 횟수는 신규고객의 유치뿐만 아니라 기존고객의 충성도에도 영향을 미치므로 관리해야 할 핵심지표로 간주된다.

[참고논문] 정민, 이강(2010). CM에서 고객만족도에 기반한 추천의향 예측에 관한 연구.
 한국건설관리학회 논문집 제11권 제6호.

핵심 인자 분석

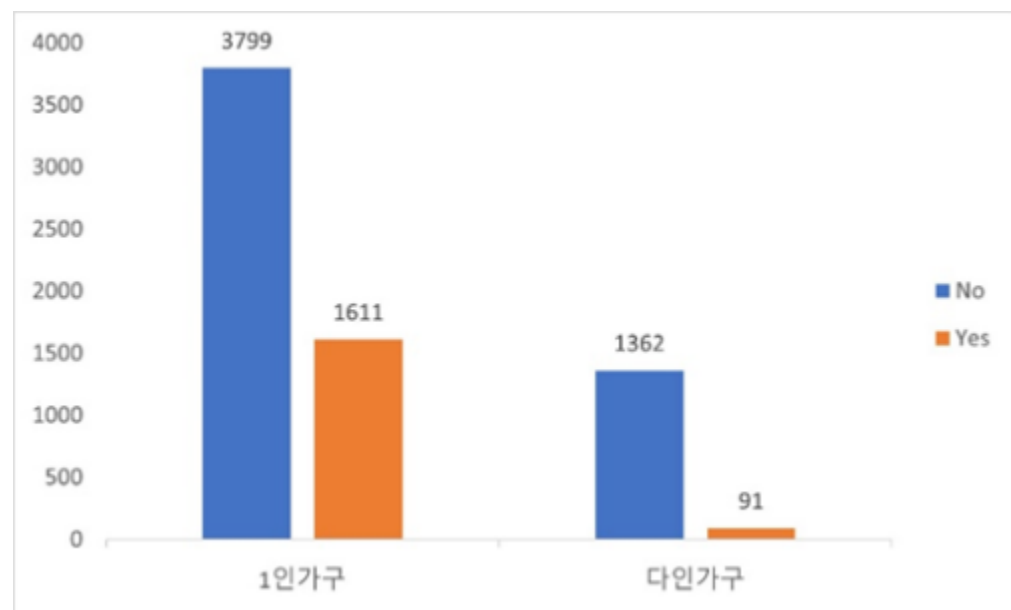
II. 부양 여부(Dependents)에 따른 통계적 가설 검정¹

귀무가설

Dependents(부양 여부)와 ChurnLabel(이탈 여부)는 관련성이 없다.

Chi-Squared 검정

$p\text{-value} = 0.0 < 0.001 = \alpha$ ▶ 대립가설 채택
 \therefore Dependents와 ChurnLabel은 유의미한 연관이 있다.



▶ 부양하는 사람이 없으면, 이탈 고객의 비율이 감소한다.

"가족 결합 상품의 할인 이벤트"



다인 가구의 이탈 가능성이 낮은 이유로,
 가족 결합 상품의 할인 효과를 주목했다.

핵심 인자 분석

III. 부양 여부(Dependents)에 따른 통계적 가설 검정²

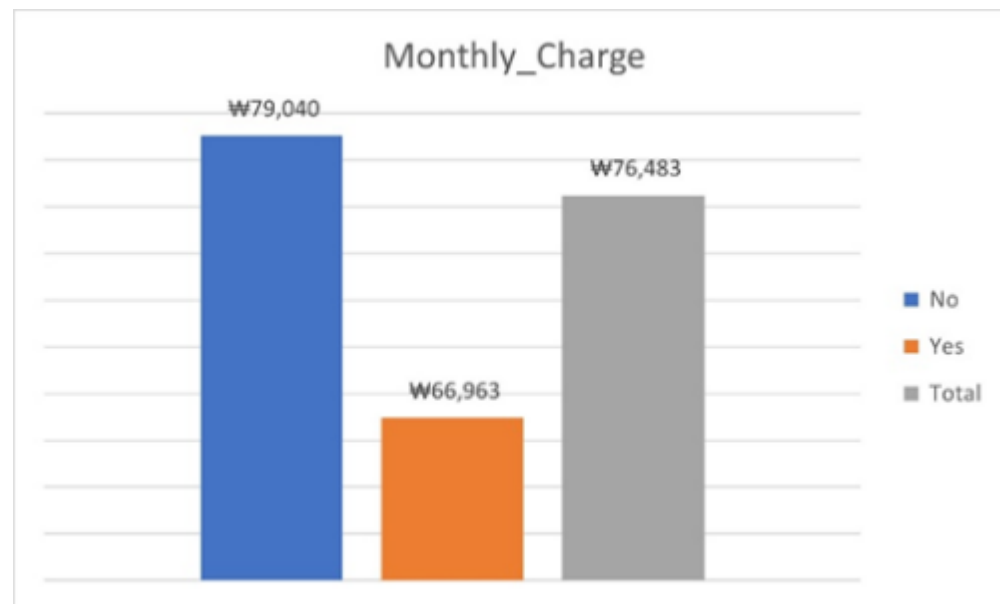
귀무가설

Dependents(부양 여부)에 따라 Monthly_Charge(월별 납부액)에 차이가 없다.

t-test 검정

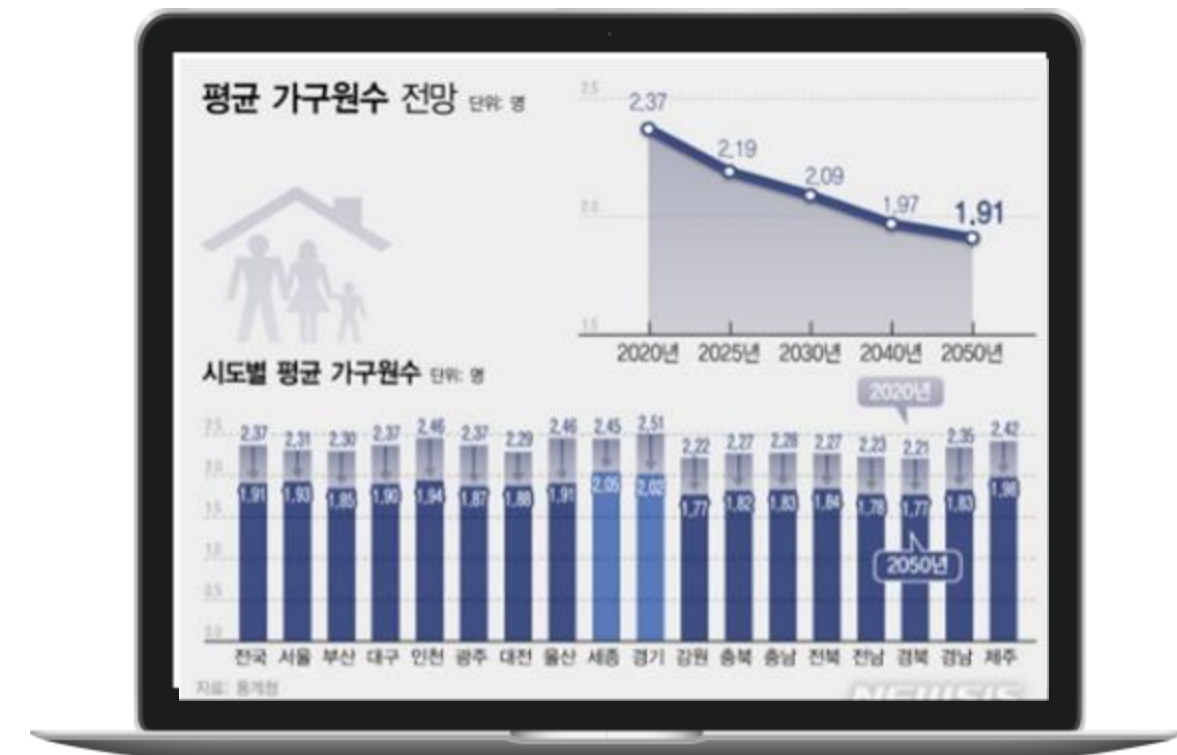
p-value = 0.0 < 0.001 = α ▶ 대립가설 채택

∴ Dependents에 따른 Monthly_Charge에는 유의미한 차이가 있다.



▶ 부양하는 사람이 없으면, 납부액이 증가한다.

" 1인 가구 할인 상품 중요성 "



1인 가구 수의 증가와 비친족 가구의 증가 트렌드를 반영하여 다양한 서비스 요금 결합상품의 중요성이 증가하고 있다.

[참고기사] [슬기로운 통신생활④] 나혼자 산다...그래도 묶으면 싸진다 https://mobile.newsis.com/view.html?ar_id=NISX20221027_0002064015#_PA#_enliple

03

개선안



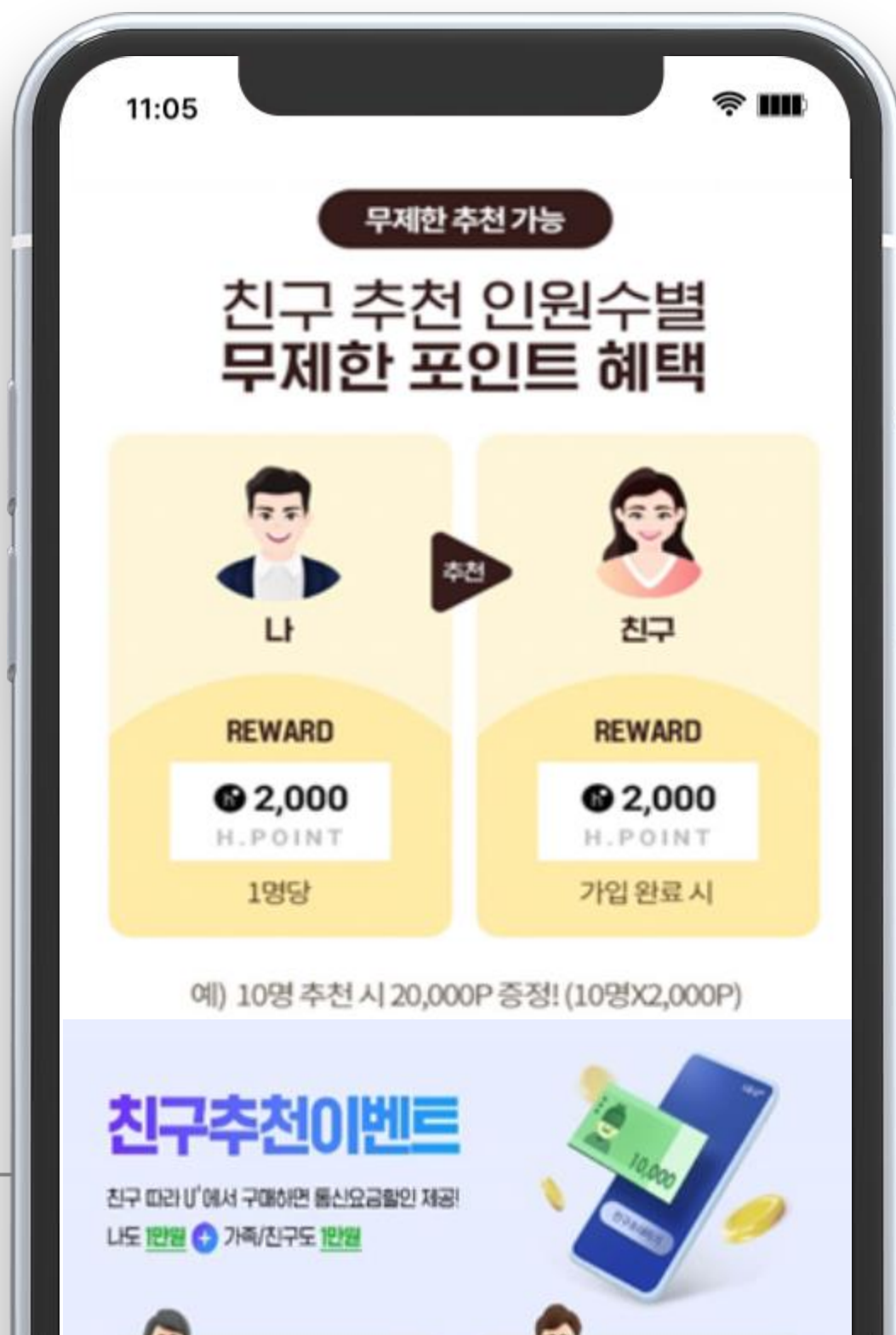
통신사 고객 이탈 분석 및 예측을 통한 매출 증대 예측 및 대응 방안

친구 추천 프로모션

1인 가족 패키지 프로모션



친구 추천 프로모션



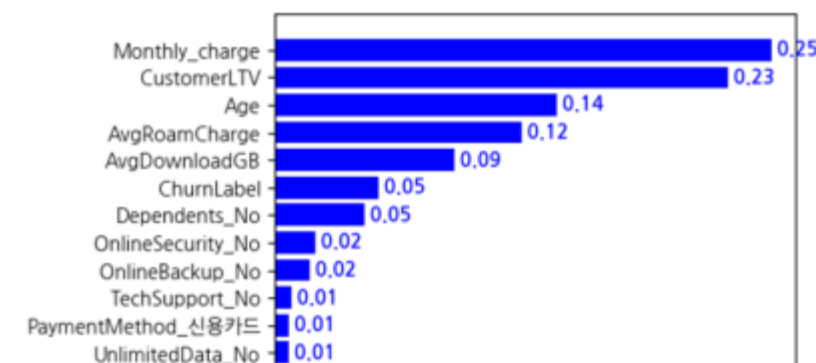
Solution 01

친구에게 추천 메시지를 보내면 통신사 앱 1000포인트를 지급한다.

기획 배경

noReferrals(추천횟수)가 이탈에 영향을 준다는 점에서 착안해 지인 추천 프로모션을 기획함.

* noReferrals(추천횟수)에 영향을 주는 인자를 분석했을 때, monthly charge(월별 납부액)의 영향이 크다. 따라서 가입 시 월별 통신비 할인 혜택이 높은 참여율에 긍정적인 영향을 미칠 것으로 보인다.



noReferrals 영향인자 그래프 ▶

기대효과

1. 추천인에게는 추천을 함으로써 포인트와 혜택을 줘 **락인효과**를 준다.
2. 추천 친구에게는 Z통신사 가입 경로를 제공해 직접적인 홍보보다 낮은 진입 장벽을 제공한다.



01

개선안

친구 추천 프로모션 세부내용

①

1회 추천 시 1000포인트 적립이며, 포인트는 메시지를 받은 친구가 통신사에서 서비스 가입 온라인 상담 또는 설문 조사를 응했을 시 지급한다.

②

친구 추천 3회 이행 시 통신사 vip 서비스 1회 추가 이용권을 지급한다.
ex) 통신사 월별 영화 1회 무료 관람권 추가 지급, 제휴 할인권 또는 기프트콘 업그레이드

③

추천 친구의 통신사 가입 시, 추천인과 추천 친구 모두에게 '추천인 할인 요금제' 가입 기회를 부여한다.

1인 가족 패키지 프로모션

Solution 02

1인 가족인 고객에게 패키지 서비스 제공 프로모션을 실시한다.

기획 배경

Dependents(가족부양여부)가 yes일 때, 이탈 확률이 감소했으며, 실제로 통신사의 주력 상품이 가족 지인 결합 패키지 할인이었다.

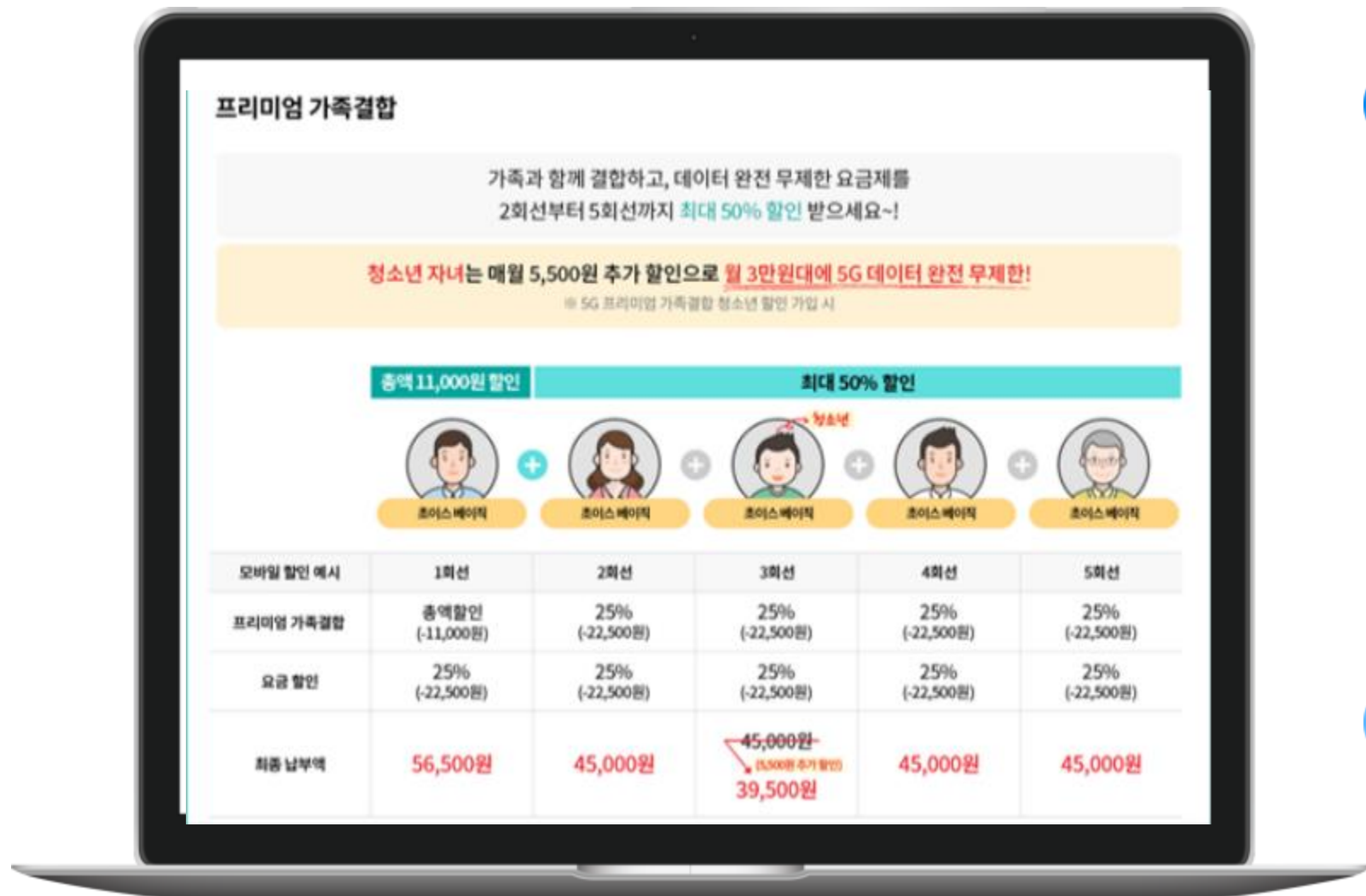
* 새 모델의 중요도 분석 결과, OnlineSecurity(보안), TechSupport(기술지원), OnlineBackup(백업), UnlimitedData(데이터무제한)이 이탈 여부에 영향을 미치고 있음을 파악함.

서비스 중요도 분석 표 ▶

변수	중요도	변수	중요도
OnlineSecurity	No : 0.186 Yes : 0	Dependents	No : 0.079
noReferrals	0.330	Monthly_charge	0.054
TechSupport	No : 0.184 Yes : 0.011	OnlineBackup	No : 0.053
AvgDownloadGB	0.097	UnlimitedData	No : 0.031
PaymentMethod	신용카드 : 0.095 계좌이체 : 0.026 이체/매일확인 : 0.017	CustomerLTV	0.025
		Age	0.017
		AvgRoamCharge	0.013

기대효과

- 1인 가족에게도 가족 결합 상품과 같은 혜택을 제공해 고객을 유지 및 유입한다.
- 월별 통신비 할인 외에도 온라인 보안과 같은 서비스도 패키지로 제안해 가격 경쟁력에서 밀리더라도 서비스로 락인효과를 제공한다.



02

개선안

1인 가족 패키지 프로모션 세부내용

①

1인 가족 패키지를 가입하는 고객에게 **월별 요금 할인**과
보안/기술지원/백업/데이터 무제한 서비스 중 하나를 패키지로 제공한다.

②

기본 1개 서비스 외의 서비스를 추가 구독 시 **기본 추가 요금보다 할인**해 추가요금을 부과한다.

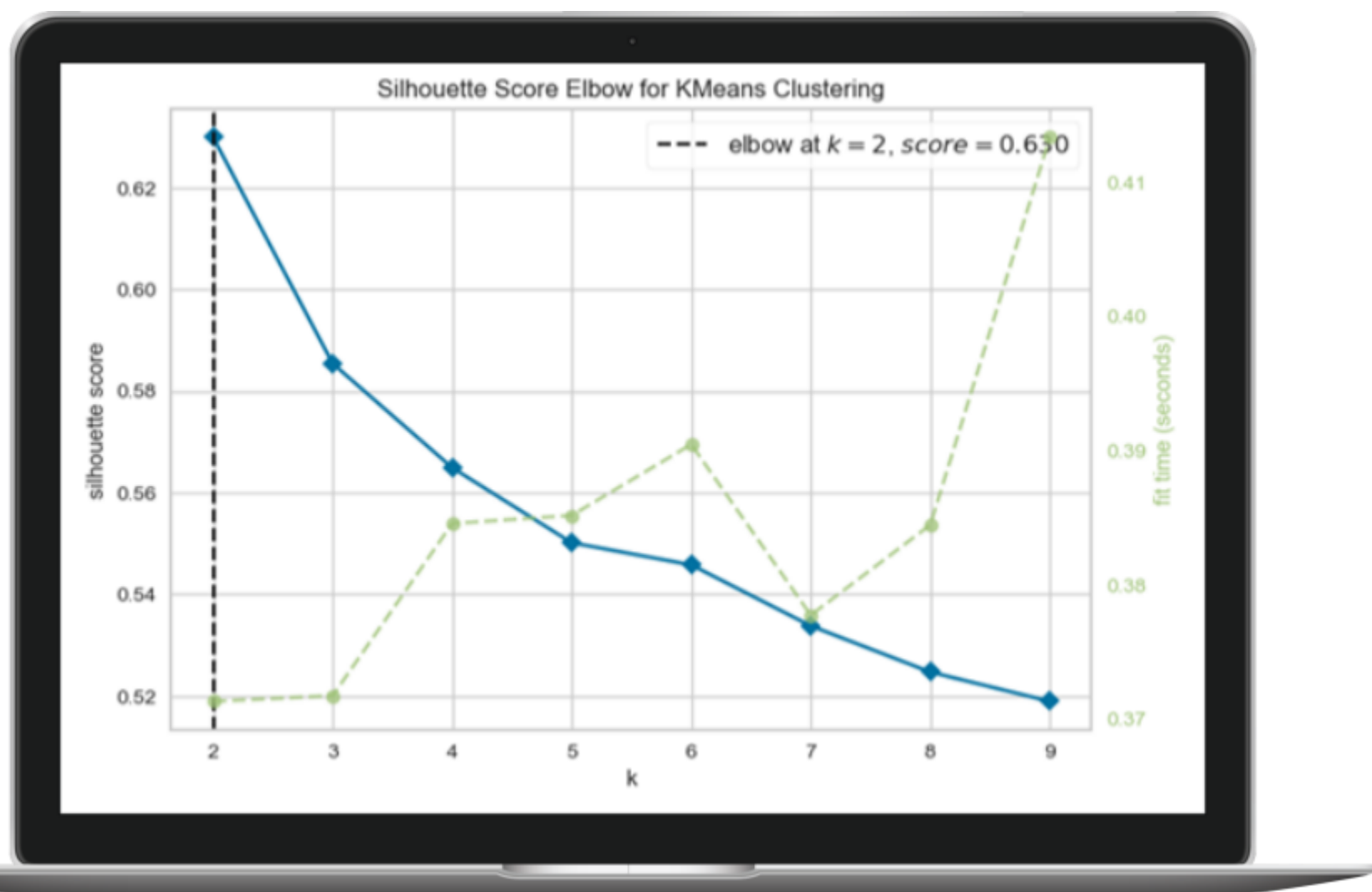
04

향후 연구 방향 제시

통신사 고객 이탈 분석 및 예측을 통한 매출 증대 예측 및 대응 방안

군집 분석을 활용한 고객 분류

군집 분석을 활용한 고객 분류



Clustering Reason

고객 분류를 통해 기업은 특정 고객 그룹에게 타겟팅된 마케팅 전략을 제공할 수 있어 고객 만족도와 유지율을 증가시킬 수 있음



K-means 군집 분석 결과

군집 분석의 척도가 되는 실루엣 계수(Silhouette Coefficient)가 낮게 측정되었다.

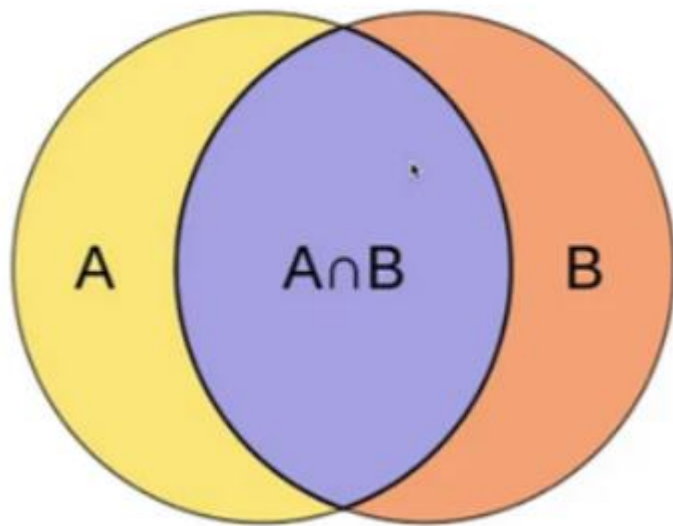
군집 분석을 활용한 고객 분류

* 보완 방향 : 거리 측정 방식을 변경하여 분석 시도

이진 분류된 데이터에서 유클리드 거리 측정 방식 보다는 **자카드 거리 측정 방식**이 효과적일 수 있음.

Sparse data(희소 데이터, 데이터 값이 0이 많은 데이터)를 분석에 효과적

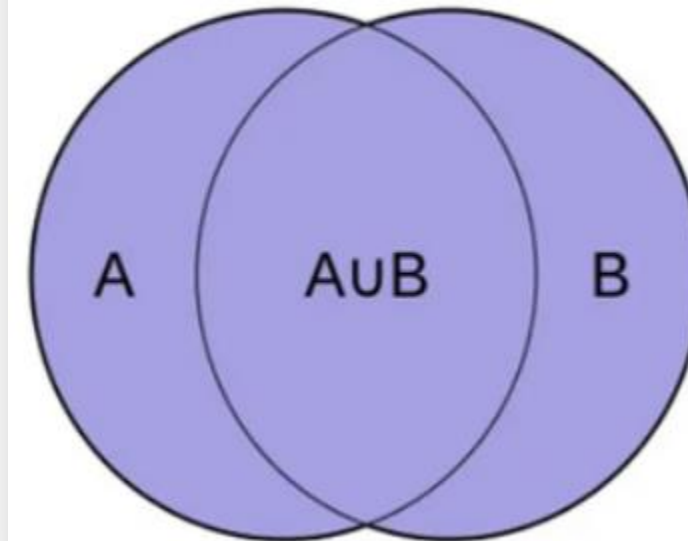
Intersection



Jaccard coefficient

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

Union





Thank You

충성 고객 전환 솔루션

통신사 고객 이탈 분석과 예측을 통한 매출 증대 예측 및 대응 방안

