공공빅데이터 융합DB생성 기반 XAI를 활용한 지하철 내외부 혼잡도 예측 성능 개선 및 실제 사용가능한 비즈니스 의사결정

Jaeheung Parka, Kyungwon Kima,*∗*

*aSchool of International Trade and Business, Incheon National University, Incheon, 22012, Republic of Korea*

# Abstract

*Background:* Korea has the highest suicide rate among Organisation for Economic Co- operation and Development (OECD) countries. Consequently, central and local governments and private organizations in Korea cooperate in promoting various suicide prevention projects to actively respond to suicide problems. Machine learning has been used to predict suicidal ideation in the fields of health and medicine but not from a social science perspective.

*Objective:* Since suicidal ideation is a major predictor of suicide attempts, being able to

anticipate and mitigate it helps prevent suicide. Therefore, this study presents a data-based analysis method for predicting suicidal thoughts quickly and effectively and suggests countermeasures against the causes of suicidal thoughts.

*Participants and Methods:* To predict early signs of suicidal ideation in children and adolescents, big data collected for approximately 4 years (from 2017 to 2020) from the Korea Youth Policy Institute (NYPI) were used. To accurately predict suicidal ideation, supervised ma- chine learning classification algorithms such as logistic regression, random forest, XGBoost, multilayer perceptron (MLP), and convolutional neural network (CNN) were used.

*Results:* Using CNN, suicidal ideation was predicted with an accuracy of approximately

90%. The logistic regression results showed that sadness and depression increased suicidal thoughts by more than 25 times, and anxiety, loneliness, and experience of abusive language increased suicidal thoughts by more than three times.

*Conclusions:* Machine learning and deep learning approaches have the potential to predict

and respond to suicidal thoughts in children, adolescents, and the general population, as well as help respond to the suicide crisis by preemptively identifying the cause.

*Keywords:* Subway Congestion, Explainable Prediction, Machine and Deep Learning, SHAP, Business Decision

*∗*Corresponding author: thekimk.kr@gmail.com

*ORCID(s):* 0000-0001-6530-8426 (K. Kim)

# Introduction

[지하철 혼잡도 정의와 중요성]

[기존연구에서 혼잡도를 분석한 정성적인 연구 소개 및 정확한 예측 필요성 언급]

[머신러닝 및 딥러닝으로 혼잡도를 예측을 하려는 기존연구들 및 장점 소개]

[기존 머신러닝과 딥러닝의 문제를 극복을 위한 설명가능한 인공지능 소개]

[본 연구에서 목적 및 기여 요약]

1. 지하철 관련 공공빅데이터를 가장 많이 통합

2. 경제적인 연관성을 반영하기 위한 DB 융합

3. 실제 의사결정에 활용할 수 있을만큼의 혼잡도 예측 성능

4. 실제 비즈니스와 정책의 의사결정에 도움될 수 있는 설명가능한 인공지능 활용

5. 고성능PC 없이 누구나 현장에서 쉽게 활용할 수 있는 기계학습 및 딥러닝 기반 비즈니스 애널리틱스 프레임워크 제시

[논문의 구성]

# Methods

* 1. *Participants and Data Preprocessing*

[데이터 출처와 양 설명]

한국은 정보화 시대의 도래와 행정의 투명성 그리고 사회적 활용 효율성을 높이려는 노력으로 공공데이터를 수집하기 시작하였다. 이를 통해 국민들의 정보 접근성이 높아졌으며 데이터 기반 정책을 수립하고 민간에서도 창의적인 활용을 할 수 있게 되었다. 1990년대부터 대한민국 정부는 공공정보를 디지털화하려고 일부 데이터를 개방하기 시작하였으며, 2013년 “공공데이터의 이용 및 제공에 관한 법률”이 제정되면서 다양한 공공데이터가 개방되었다 (참고자료). 현재는 정부 뿐만 아니라 지방자치단체에서도 다양한 공공데이터를 생성 및 개방하고 있다. 향후 더욱 많은 공공데이터가 생성될 것이고 데이터 기반 의사결정이 강화될 것이기 때문에 이러한 공공데이터를 융합하여 사용하는 것이 필수적일 것이다. 따라서 본 연구에서는 기존 연구들에서 활용하지 않았던 공공데이터를 더욱 많이 융합하여 지하철 혼잡도의 예측 성능을 크게 개선하였다.

본 연구에서는 “공공 데이터 포털, 서울 열린 데이터 광장, 통계청 등” 총 8개의 포털에서 총 17개의 공공 데이터베이스(DB)를 통합하였다(표 1). 지하철의 역사정보와 사용 인원수에 관한 정보뿐만 아니라 지하철과 같은 주요 교통수단인 자동차의 등록대수, 주유소 판매가격, 그리고 경기와 관련된 지수, 실업률, 기준금리, 환율, 소비자물가, 지하철요금, 인구밀도 등의 정보들도 통합하여 데이터화 하였다. 각 데이터베이스의 수집 데이터의 기간은 2015년부터 2024년까지 다양하지만 공통적으로 추출될 수 있는 기간인 2021년부터 2023년까지 추출하였고, 데이터의 단위도 일단위로 통일하여 통합하였다.

표 1. 설명가능한 지하철 혼잡도 예측 성능 개선을 위해 활용한 공공 빅데이터 정보 및 변수활용 방향

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **데이터출처** | **데이터베이스(DB)명** | **기간** | **단위** | **추출변수** | **종속변수활용** |
| **공공데이터포털** | **한국천문연구원\_특일 정보** | 전체 | 일 | 연도, 월, 일, 요일, 공휴일, 대체공휴일 | - |
| **서울교통공사\_1\_8호선 역별 일별 시간대별 승객유형별 승하차인원** | 2015.01-2024.07 | 일 | 일별 승하차인원수, 우대권인원수, 청소년인원수 | 승강장혼잡도1(면적 대비 승하차인원) |
| **서울교통공사\_지하철혼잡도정보** | 2019-2024 | 분기 | 분기별 05시~23시 상하선 혼잡도(정원대비 승차인원) | - |
| **서울교통공사\_월별 환승유입인원** | 2019-2023 | 연 | 월별 환승유입인원수 | 승강장혼잡도2(면적 대비 승강장대기인원) |
| **서울교통공사\_역사운영 현황** | 2024.06.30 기준 | 연 | 역사운영현황(호선, 역명, 면적, 흥수, 승강장유형, 출입구수, 환승노선) | 승강장혼잡도1(면적 대비 승하차인원) |
| **서울교통공사\_수송순위** | 2019-2023 | 연 | 연도별 수송인원수 | 상위 30개역 필터링 및 종속변수 결측치 존재역 제외 |
| **서울열린데이터광장** | **서울시 지하철역 정보 검색 (역명)** | 2024.11.14 기준 | 연 | 역명 대응 역코드 | - |
| **서울시 역코드로 지하철역별 열차 시간표 정보 검색** | 2024.11.14 기준 | 연 | 역코드 대응 열차시간표, 시간대별 상하행 평균운행간격, 상하행 운행횟수 | 승강장혼잡도2(면적 대비 승강장대기인원) |
| **기상자료개방포털** | **종관기상관측(ASOS)** | 전체 | 시간 | 일시, 평균기온, 일강수량, 평균풍속, 평균상대습도, 일최심적설 | - |
| **Opinet** | **국내유가통계 > 주유소 > 평균판매가격** | 전체 | 일 | 일별 보통휘발유, 자동차용경유 가격 | - |
| **국토교통부 (시도별 자료)** | **국토교통부 > 자동차 등록 현황** | 전체 | 연 | 연도별 자동차 등록대수 | - |
| **통계청「산업활동동향」** | **기획재정부 > 경기종합지수** | 전체 | 월 | 월별 동행지수 순환변동치, 선행지수 순환변동치 | - |
| **통계청「경제활동인구조사」** | **기획재정부 > 취업자 수/실업률 추이** | 전체 | 월 | 월별 실업률, 청년실업률 | - |
| **통계청「장래인구추계 시도편 : 2022-2052」** | **통계청 > 지역별 인구 및 인구밀도** | 전체 | 연 | 연도별 서울/수도권 인구, 인구밀도 | - |
| **한국은행 경제통계시스템(ecos) -> 1.3 금리** | **금융위원회 > 시장금리 추이** | 전체 | 월 | 월별 기준금리 | - |
| **Investing.com** | **USD/KRW - 미국 달러 원** | 전체 | 일 | 일별 환율 | - |
| **한국 소비자물가지수(CPI)** | 전체 | 월 | 월별 소비자물가지수, CPI 대비 지하철요금 | - |

그리고 각 데이터베이스에서 추출할 수 있는 변수들을 생성하였고 필요에 따라서는 여러 개의 데이터베이스 변수들을 결합하여 생성하기도 하였다. 특히 종속변수인 혼잡도의 정의에 따라 여러 개의 데이터베이스를 결합하여 추출하여야 한다. 그리고 혼잡도가 낮은 경우보다 혼잡도가 높은 경우를 집중적으로 예측이 필요하기 때문에 수송인원수가 많은 상위 30개의 역을 필터링하고 종속변수로 활용하기에 결측치가 존재하는 경우를 제외하여 예측 대상역으로 선정하였다. 수집된 데이터의 양은 약 164만개의 샘플 데이터가 수집되었고 총 114개의 혼잡도 관련 변수가 추출되었다. 수집된 데이터의 지하철 노선은 1호선부터 8호선까지이며 2호선이 총 14개의 역이 포함되었고 37.01%의 가장 많은 샘플을 포함하고 있다. 다음으로 3호선이 총 8개의 역을 포함하며 20.19%의 두번째로 많은 샘플을 포함하고 있고, 6호선과 8호선이 가장 적은 1개의 역만을 포함하고 있다.

표 2. 통합된 공공 빅데이터 수송인원수 상위 30개 지하철 호선별 샘플수, 비율, 역명 정보

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **호선** | **샘플수** | **비율** | **역명** |
| **2** | 610,278 | 37.01% | 홍대입구, 시청, 신림, 을지로입구, 선릉, 역삼, 성수, 사당, 강남, 서울대입구, 신도림, 건대입구, 잠실, 합정 |
| **3** | 332,878 | 20.19% | 연신내, 신사, 종로3가, 양재, 압구정, 경복궁, 고속터미널, 안국 |
| **4** | 208,050 | 12.62% | 수유, 혜화, 명동, 사당, 서울역 |
| **1** | 166,436 | 10.09% | 종로3가, 서울역, 종각, 시청 |
| **7** | 124,830 | 7.57% | 가산디지털단지, 고속터미널, 건대입구 |
| **5** | 124,828 | 7.57% | 광화문, 여의도, 종로3가 |
| **6** | 41,610 | 2.52% | 합정 |
| **8** | 40,106 | 2.43% | 잠실 |

[종속변수 정의 및 비율]

본 연구에서 사용하는 종속변수는 승강장혼잡도로 “면적 대비 승하차인원”으로 정의된다. 총 약 164만개의 승강장 혼잡도의 평균값은 45.9131이며 최소 0.0101부터 최대 502.3289까지 분포되어 있다. 그림 1의 호선에 따른 분포를 비교해보면 가장 많은 역이 포함되어 있는 2호선의 혼잡도가 다른 호선들에 비해서 압도적으로 넓게 분포되어 있음을 알 수 있다. 이어서 3호선과 4호선이 2호선의 절반정도의 범위로 포진되어 있다. 또한 그림 1의 역에 따른 분포를 비교해보면 각 수치의 빈도에 따라 전체 혼잡도의 순위는 달라질 수 있지만, 전체 혼잡도를 기준으로 내림차순 했을 경우 강남역이 가장 넓은 혼잡도의 범위를 차지하고 있다. 다음으로 홍대입구와 잠실, 신림, 서울대입구 등 2호선 위주, 환승역 위주로 상위를 차지하고 있음을 알 수 있다. 그리고 승강장혼잡도를 제외한 나머지 113개의 변수들이 독립변수로 사용되어 승강장혼잡도를 예측하는 주요요인들로 활용된다.

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

그림 1. 종속변수인 승강장혼잡도의 호선별 그리고 역별 분포 비교

[독립변수 전처리]

종속변수를 예측하기 위해 나머지 독립변수들을 사용하여 모델링을 하는데, 알고리즘이 이해할 수 있는 형태로 전처리 후에 반영해야 한다. 특히 머신러닝과 같은 인공지능 알고리즘을 사용하면 변수(질문)의 그룹핑 과정이 필요없이 각 질문마다 Loyalty에 어떤 영향을 미치는지 알 수 있는 장점이 있다. 물론 데이터 학습 과정에서 질문들의 상호작용(Interaction)도 반영이 되는건 물론이다. 단지 그러한 과정을 분석가가 굳이 할 필요가 없다. 이러한 장점을 반영하기 위해선 전처리 과정에서 불필요한 변수들을 삭제하는 것이 필수적이다. 그리고 문자로 된 응답값은 별도의 변수나 숫자로 변환하며 최종적으로 정리된 숫자들은 응닶값의 범위를 맞추기 위해 특정 범위로 스케일을 맞춘다(Scaling). 본 연구에서 활용한 데이터에서 새로운 종속변수를 만들기 위해 사용된 3개의 변수는 독립변수에 포함시키지 않기 위해 삭제되었다. 그리고 절반이상의 응답값이 없는 5개의 변수와 오리지 1개의 응답값만 포함하는 2개는 변수는 독립변수로 작동하기 어렵기 때문에 삭제되었다. 다음으로 문자값은 숫자변수로 변환하여 최종적으로 총 59개의 독립변수가 준비되었다. 그리고 독립변수마다 응답값의 범위가 차이가 있을 수 있는데, 응답의 범위가 넓으면 마치 중요한 변수인 것처럼 학습되는 것을 방지하고 특정 질문이 높은 중요도로 학습되는 왜곡을 줄이기 위해 0과 1사이의 범위로 맞추었다(Min-Max Scaling). 마지막으로 전체 330개의 samples를 8:2의 비율로 구분하여 Train and Test set으로 분리하였다. Train set은 모델링을 위해 학습에 사용되고 모델의 hyperparameters를 결정하기 위해 10-fold cross validation을 사용하여 AUC가 최대가 되는 방향으로 설정하였다. 그리고 Test set은 미래 데이터로 가정하여 학습된 모델이 미래에 얼마나 AI 스피커 Loyalty를 잘 예측하는지 평가하는데 사용된다. 기본적으로 고객의 Loyalty가 어떻게 설명되는지 독립변수의 가중치로 해석하는게 중요하더라도 그 해석이 미래 고객들의 Loyalty를 실제로 잘 예측하는 설명이어야 고객들에게도 정책적으로도 활용가치가 높을 것이다. 그러한 이유로 데이터를 분리하여 사용된다. 이해도를 높이기 위해 전체적인 전처리 과정을 아래 순서도로 제시한다 in Figure 1.

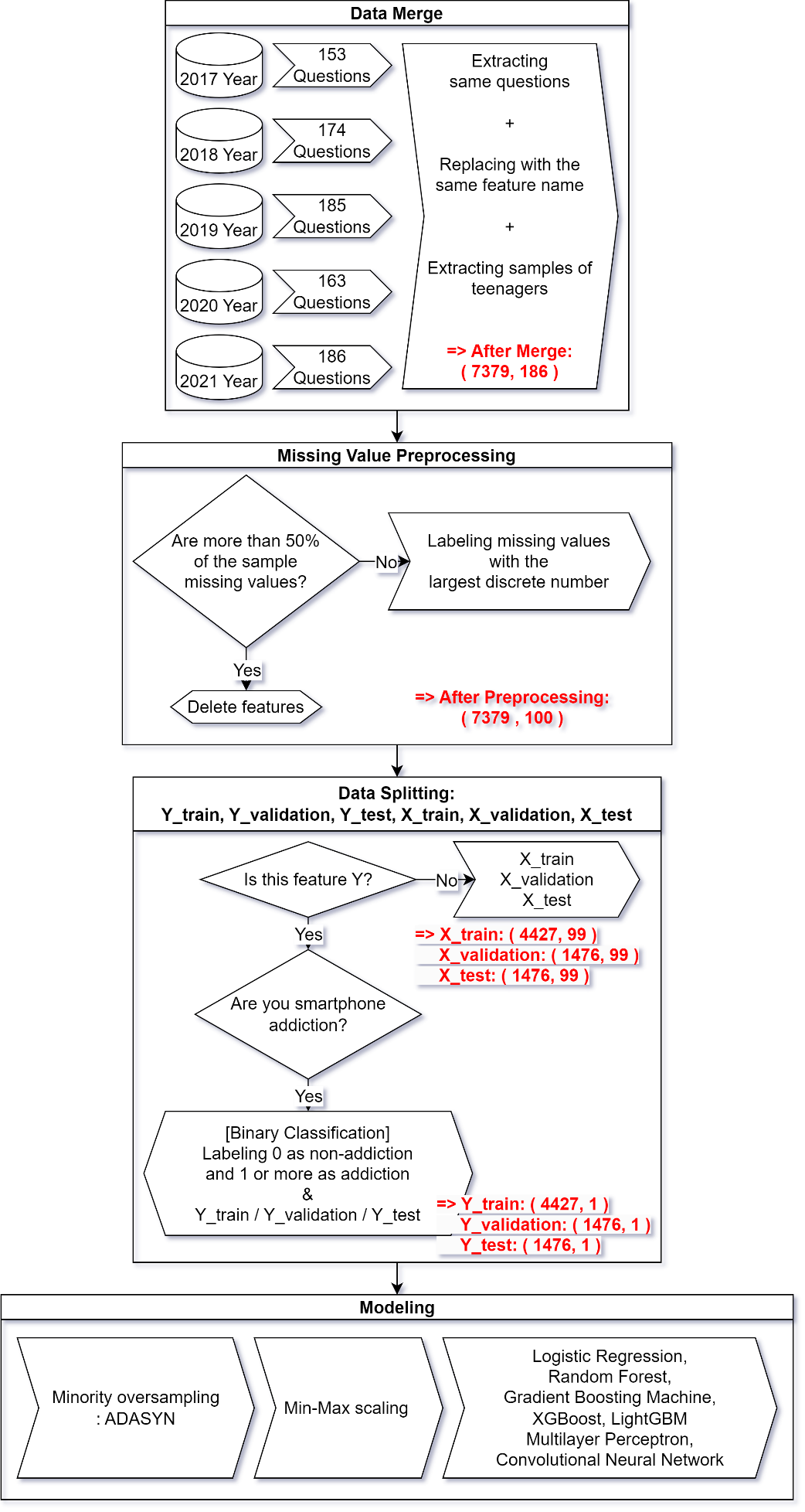


Figure 1. Data preprocessing for modeling.[실험 최종 확정시 그림 수정할 예정]

* 1. *Statistical Algorithm*

첫번째로 사용할 대표적인 classification algorithm은 logistic regression이다. 이 모델은 statistical regression 알고리즘 중 하나인 linear regression에서 출력값을 확률값으로 변환하여 classification 문제를 해결한다. 따라서 전체 데이터에 linear regression을 적합한 후 output을 sigmoid function을 통과시키는 과정이 포함되고 최종 출력값은 각 sample data가 대응되는 dependent variable class에 속할 확률이다. The basic form of this algorithm for suicidal ideation is as follows:

In addition, 전통적인 statistical algorithm의 강점은 설명력이다. 각 independent feature가 output에 미치는 영향력 또는 가중치를 확보할 수 있다. 그리고 추정된 가중치에 exponential function을 적용하면 각 independent feature이 스마트폰 과의존을 높일 확률에 얼마나 기여하는지 파악할 수 있는 odds ratio를 제공한다 (Feng, Xu et al. 2014). 하지만 독립변수와 종속변수의 관계를 linear로 가정하기 때문에 정확성이 다른 머신러닝이나 딥러닝 대비 낮은 경향이 있다.

* 1. *Machine Learning Algorithm: Bagging*

Bagging은 여러 개의 샘플을 추출하여 모델링을 구성한 후 outputs의 투표로 최종 output의 label을 결정하는 방식이기에 bootstrap aggregating으로 불린다. 두번째 사용할 알고리즘은 이러한 bagging 알고리즘 중 대표적 알고리즘인 Random Forest(RF)다. 여러 개의 samples를 추출한 후 decision tree 알고리즘을 모델링으로 사용하여 여러 개의 outputs들의 투표를 통해 최종 output을 결정한다. 각 tree predictor의 그룹들로 의사결정하기 때문에, training을 random resampling하여 동일한 크기의 데이터로 분리하는 것이 필요하다. 그런 다음 각 sample에 대해 classification and regression tree (CART)를 사용하여 회귀 또는 분류문제를 예측하여 가장 많은 투표를 획득한 class를 최종 예측값으로 출력하는 ensemble model이다. 따라서 모든 samples를 병렬처리로 한꺼번에 모델링 할 수 있기 때문에 속도도 빠르다. 또한 RF는 training 데이터의 학습 성능이 우수한 편이고 noise data에도 성능이 크게 변하지 않는 robust algorithm이고, variable importance를 제공하기에 설명력도 가지고 있다 (Michie, Spiegelhalter et al. 1999). 하지만 분류 tree splitting 과정에서 각 변수들의 우선순위를 평균한 것으로 positive or negative와 같은 영향력의 방향성을 포함하지는 못하는 단점이 있다.

* 1. *Machine Learning Algorithm: Boosting*

Bagging처럼 Boosting도 classification and regression 문제를 해결하는데 모두 사용할 수 있는 supervised learning이다 (Chen and Guestrin 2016). Gradient boosting methods(GBM)를 기반으로 하고 있으며 Extreme gradient boosting (XGBoost) and lightGBM(LGBM), Catboost 등의 알고리즘으로 확장되며 다양한 기능이 추가되었다. 본 연구에서는 XGBoost and LGBM을 대표적인 boosting 알고리즘으로 스마트폰 의존도 예측에 활용한다. 이 알고리즘들 역시 CART를 기반으로 하고 있으며 전체 데이터를 학습할 때 잘 학습되지 않은 에러들을 가중치를 높여 재학습을 하면서 성능을 향상시키는 ensemble model이다. 메모리를 효율적으로 사용하거나 computation 속도를 높이기 위한 많은 기능들이 추가되었다. 따라서 iterative learning과 병렬처리 과정에서 성능이 높아질 수 있었다 (Alsubari, Deshmukh et al. 2021).



Figure 1. Comparison of bagging and boosting algorithms (Cha, Moon et al. 2021).

* 1. *Deep Learning Algorithm: MLP, CNN*

딥러닝은 머신러닝의 한 방법론으로, 인간의 두뇌에서 영감을 받아 개발된 방식으로 데이터에서의 일반적인 규칙을 학습하기 위해서 연속된 layer를 중첩하여 점진적으로 의미있는 규칙들을 배우는데 강점이 있는 새로운 방식이다. 이러한 구조를 본따 대표적 알고리즘으로 multilayer perceptron (MLP)가 있으며, 이미지나 시계열 등의 데이터를 학습 할 수 있도록 전처리 구조를 업데이트 한 convolutional neural network (CNN)과 recurrent neural network (RNN) 등으로 인간의 수준까지 성능이 향상 될 수 있었다. 이러한 neural network structure를 가진 알고리즘들 역시 간단하게 activation function만 변경함으로써 classification and regression 문제에 모두 적용가능한 universal approximator이다. 또한 수많은 가중치들을 한꺼번에 추정하기 위해서 feed-forward and backpropagation 과정을 사용하여 loss function을 최소화하는 gradient descent optimizer를 사용한다 (see Figure 2) (Viswavandya, Patel et al. 2021). 머신러닝과 마찬가지로 다양한 nonlinear patterns를 학습함으로써 인간이 인지하기 어려운 것들도 학습하는데 능하다.



Figure 2. Architecture of MLP and example of the training process.

본 연구에서는 시계열의 특성을 반영하진 않기 때문에 MLP and CNN 알고리즘을 활용하여 스마트폰 과의존을 예측할 것이다. 특히 CNN은 이미지 classification에 특화가 되어 있긴 하지만 feature를 요약하여 방식이기 때문에 regression 문제에도 적용이 가능하다. Feature를 요약하기 위해서convolution, pooling, and fully connected layers와 같은 blocks를 활용하여 인접한 feature values들의 관련성을 반영하여 새로운 feature를 genarating하는 것이다. 이러한 MLP and CNN 알고리즘은 여러 개의 neurons로 구성된 layer들을 여러 개 통화하게 되는데, 결국 low-level feature vector에서 점차 high-level feature vector로 변환된다 (Shustanov and Yakimov 2017). 따라서 다양한 인구통계나 응답들의 patterns가 요약될 것이고 마지막 output은 주어진 class에 속할 확률이 출력되어 classification 문제를 해결하게 된다.

* 1. *Model Explainability: SHapley Additive exPlanations (SHAP)*

머신러닝 및 딥러닝과 같은 인공지능 알고리즘은 발생가능한 변수들의 모든 상호작용들을 스스로 생성하여 학습하기 때문에 성능이 매우 높은 대신에 왜 그러한 결과가 발생한 것인지 심플하게 설명하기 어려운 블랙박스 알고리즘이다. 일부 머신러닝 알고리즘의 경우 종속변수의 분류에 도움이 된 순서대로 누적하여 feature importance를 출력하기도 하지만 방향성이 없고 선형기반의 해석은 현실과 다를 수 있기 때문에 주의를 기울여야 한다. 하지만 SHAP(Shapley Additive exPlanations)는 local interpretable model-agnostic explanations (LIME)과 shapley value를 연결한 이론으로, 이러한 한계를 보완하여 어떤 요인 또는 feature가 Loyalty 여부에 가장 높은 영향을 주는지 알 수 있다. LIME은 주어진 데이터 수치를 변화시킬 때 모델 예측값은 어떤 변화가 있는지 가중치를 계산하는 이론이다 (Molnar (2023)). 그리고 shapley values는 coalitional game theory를 기반으로 feature의 기여도를 계산하는 metric이다. 기본적으로 feature가 가질 수 있는 모든 coalitions 경우들을 만들고 feature value가 입력되었을 때 변화된 기여도의 평균을 계산한다. 하지만 연산의 효율성을 위해 랜덤 샘플들을 선택하여 기여도를 계산한다. 따라서 이 2가지 이론이 결합된 SHAP를 사용하여 예측값에 대해 각 feature가 기여하는 정도를 계산할 수 있고 블랙박스와 같은 인공지능 알고리즘을 설명하는 것이다. 기본적으로 선형 기반의 단순한 기울기로 해석하는 전통적인 statistical algorithms는 우리가 이해하기는 쉬울지언정 구조가 단순하여 정확도가 낮아서 미래 예측에는 활용되기 어렵다. 반면, 머신러닝 또는 딥러닝의 경우 구조가 매우 정교하지만 높은 정확성을 나타낸다. 따라서 높은 성능의 알고리즘을 사용하되 SHAP와 같은 기능들을 결합하여 설명 가능성을 확보하기 위한 model explainability의 중요성은 점점 높아지고 많은 연구들이 진행되고 있다.

* 1. *Evaluation Metrics*

AI 스피커 사용고객의 Loyalty를 예측하고 설명의 신뢰성을 높이기 위해 6개의 classification metrics를 사용항여 모델링의 성능을 확인한다. 이들은 precision, recall, specificity, F1-score, accuracy, and area under curve (AUC)이다. AUC를 제외한 나머지 5개의 metrics를 계산하기 위해서는 먼저 종속변수 Y의 each label을 얼마나 잘 맞추었는지 표로 요약한 confusion matrix를 생성해야 한다. Loyalty의 예측 성능 확인을 위해선 true positive (TP) and false negative (FN)라고 불리는 실제 1의 개수 중 맞추거나 틀린 개수로 계산된다. 그리고 Non-loyalty 예측 성능은 실제 0의 개수 중 맞추거나 틀린 개수인 true negative (TN) and false positive (FP)로 계산된다. 이러한 confusion matrix로부터 five evaluation metrics는 아래와 같은 계산된다:

또한 예측된 종속변수의 probability output을 classification으로 의사결정하기 위해선 특정 threshold를 기준으로 0과 1로 재분류가 필요하며 일반적으로 0.5를 사용한다. 하지만 이 threshold가 변화되더라도 예측 성능이 안정적으로 높게 나와서 robust한 예측값을 생성하는 모델이 더욱 신뢰할 수 있을 것이다. 이를 위해 실제 class 1을 잘 예측했는지 비율인 true positive rate (TPR)과 실제 class 0을 얼마나 틀리게 예측했는지 비율인 false positive rate (FPR)를 모든 threshold를 변경해가며 시각화 할 수 있다. 그리고 시각화된 곡선의 아래 면적이 높을수록 robust한 model로 평가할 수 있다. 이것이 마지막 classification metric인 area under the curve (AUC)다. 결국 6개의 metrics 모두 높은 수치가 나오는 경우 Loyalty를 잘 예측하는 모델이라 볼 수 있다.

# Results

이번 섹션에서는 전처리 완료 데이터를 사용하여 모델을 학습시키고 AI 스피커 Loyalty classification 예측 결과를 제시한다. Loyalty 여부에 따라 질문 응답 패턴이 다양하고 다를수록 모델의 미래 예측 성능이 높아질 것이고 설명력의 신뢰성도 확보할 수 있을 것이다. 따라서 Loyalty 여부 따라 독립변수 응답 패턴의 분포적 차이를 확인하기 위해 statistical analysis 결과를 통해 확인한다. 그리고 실제 Loyalty 여부를 미래 예측력과 설명 신뢰성 확보를 위해 forecasting performance 결과를 다음으로 제시한다. 데이터 준비, 전처리, 모델링, 성능 검증 등의 모든 데이터분석 프로세스는 python 3.11.5 버전을 사용하였다. 그리고 Machine Learning 알고리즘들은 sklearn 1.0.2 버전의 라이브러리를 그리고 Deep Learning 알고리즘은 tensorflow 2.10.1 버전의 라이브러리를 사용하였다. 그리고 알고리즘의 예측 성능을 설명하기 위해 사용한 SHAP는 0.42.1 버전의 라이브러리를 사용하였다.

* 1. *Statistical Analysis*

본 연구는 xxx부터 xxx까지 수집한 330명의 인공지능 스피커 사용자의 설문조사 데이터를 활용하였고, Loyalty 여부에 따른 독립변수들의 응답 패턴이 다르게 분포되어 종속변수를 예측하는데 독립변수들이 활용되기 용이한 것으로 확인되었다. 특히 모든 독립변수 중에서 유의수준 5%에서 응답에 따른 분포의 차이가 없다는 null hypothesis of the chi-square test를 reject하는 변수의 개수는 32개(54.24%)나 된다. 실제 Loyalty에 따라 응답이 얼마나 분포적으로 다른지 전체적으로 확인하기 위해, 질문 별 응답의 mean과 standard deviation의 frequency distribution을 확인하였다. 그 결과 질문에 따라 응답의 범위가 다르지만 Loyalty 집단일수록, 평균치 기준 2이상 5미만의 응답이 많은 걸 확인할 수 있으며 1 표준편차 이상의 비율도 많은 것으로 확인되었다. As a result, the distribution of the independent variables by AI speaker loyalty status varied in general. 세부적인 질문들의 응답분포 차이를 확인하기 위해, 다수의 선행연구에서 Loyalty에 영향을 주는 주요 변인들로 손꼽히는 xxx, xxx, xxx 등을 포함하여 가장 응답분포 차이가 큰 Top 5개를 Table 5에 추가적으로 제시하였다. 아마도 블라블라블라 특성 때문에 Loyalty에 영향을 준 것으로 생각된다.

|  |
| --- |
|  |
|  |

Figure 4. Differences in response distribution according to smartphone addiction: (Upper) Mean (Lower) Standard Deviation.

Table 5. Differences in student response distribution according to smartphone addiction. The null hypothesis of the chi-square test is that there is no difference in distribution according to the response. The greater the difference, the larger the statistic and the smaller the 𝑝-value, which means that there is a difference in the response. [아래 표는 분포 차이가 큰 상위 5개만 임의로 넣었으나 선행연구와 연결하기 좋은 변수를 임의로 선택하시어 5개를 넣어셔도 됩니다. 구글 드라이브에서 확인가능하시고 아래 링크사용하셔도 됩니다.] <https://drive.google.com/file/d/1XhxiynsJeyK3dA7F_qf7uEeEWDv9BP27/view?usp=sharing>

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Question | Response | Non-loyalty | Loyalty | Statistics |
| 이 인공지능 스피커는 호출이나 정보요청에 즉각적으로 반응한다. | 2 | 5 (83.33%) | 1 (16.67%) | $\chi^2$=77.97, $p$=0.00 |
| 이 인공지능 스피커는 호출이나 정보요청에 즉각적으로 반응한다. | 3 | 26 (76.47%) | 8 (23.53%) |  |
| 이 인공지능 스피커는 호출이나 정보요청에 즉각적으로 반응한다. | 4 | 48 (64.86%) | 26 (35.14%) |  |
| 이 인공지능 스피커는 호출이나 정보요청에 즉각적으로 반응한다. | 5 | 35 (34.31%) | 67 (65.69%) |  |
| 이 인공지능 스피커는 호출이나 정보요청에 즉각적으로 반응한다. | 6 | 11 (13.92%) | 68 (86.08%) |  |
| 이 인공지능 스피커는 호출이나 정보요청에 즉각적으로 반응한다. | 7 | 3 (10.00%) | 27 (90.00%) |  |
| 이 인공지능 스피커는 나의 질문 내용에 적절한 정보를 제공한다. | 2 | 6 (85.71%) | 1 (14.29%) | $\chi^2$=77.77, $p$=0.00 |
| 이 인공지능 스피커는 나의 질문 내용에 적절한 정보를 제공한다. | 3 | 13 (92.86%) | 1 (7.14%) |  |
| 이 인공지능 스피커는 나의 질문 내용에 적절한 정보를 제공한다. | 4 | 61 (63.54%) | 35 (36.46%) |  |
| 이 인공지능 스피커는 나의 질문 내용에 적절한 정보를 제공한다. | 5 | 38 (32.48%) | 79 (67.52%) |  |
| 이 인공지능 스피커는 나의 질문 내용에 적절한 정보를 제공한다. | 6 | 10 (12.35%) | 71 (87.65%) |  |
| 이 인공지능 스피커는 나의 질문 내용에 적절한 정보를 제공한다. | 7 | 1 (9.09%) | 10 (90.91%) |  |
| 이 인공지능 스피커는 검색내용을 빠르게 처리한다. | 2 | 3 (60.00%) | 2 (40.00%) | $\chi^2$=71.73, $p$=0.00 |
| 이 인공지능 스피커는 검색내용을 빠르게 처리한다. | 3 | 22 (81.48%) | 5 (18.52%) |  |
| 이 인공지능 스피커는 검색내용을 빠르게 처리한다. | 4 | 47 (61.84%) | 29 (38.16%) |  |
| 이 인공지능 스피커는 검색내용을 빠르게 처리한다. | 5 | 39 (42.39%) | 53 (57.61%) |  |
| 이 인공지능 스피커는 검색내용을 빠르게 처리한다. | 6 | 16 (17.20%) | 77 (82.80%) |  |
| 이 인공지능 스피커는 검색내용을 빠르게 처리한다. | 7 | 2 (6.06%) | 31 (93.94%) |  |
| 이 인공지능 스피커에서 원하는 내용을 쉽게 선택할 수 있다. | 1 | 6 (85.71%) | 1 (14.29%) | $\chi^2$=70.22, $p$=0.00 |
| 이 인공지능 스피커에서 원하는 내용을 쉽게 선택할 수 있다. | 2 | 11 (91.67%) | 1 (8.33%) |  |
| 이 인공지능 스피커에서 원하는 내용을 쉽게 선택할 수 있다. | 3 | 13 (59.09%) | 9 (40.91%) |  |
| 이 인공지능 스피커에서 원하는 내용을 쉽게 선택할 수 있다. | 4 | 52 (63.41%) | 30 (36.59%) |  |
| 이 인공지능 스피커에서 원하는 내용을 쉽게 선택할 수 있다. | 5 | 32 (35.16%) | 59 (64.84%) |  |
| 이 인공지능 스피커에서 원하는 내용을 쉽게 선택할 수 있다. | 6 | 18 (18.37%) | 80 (81.63%) |  |
| 이 인공지능 스피커에서 원하는 내용을 쉽게 선택할 수 있다. | 7 | 1 (5.56%) | 17 (94.44%) |  |
| 나는 인공지능 스피커가 말하려는 것에 주의를 기울일 수 있다. | 1 | 10 (83.33%) | 2 (16.67%) | $\chi^2$=69.75, $p$=0.00 |
| 나는 인공지능 스피커가 말하려는 것에 주의를 기울일 수 있다. | 2 | 14 (70.00%) | 6 (30.00%) |  |
| 나는 인공지능 스피커가 말하려는 것에 주의를 기울일 수 있다. | 3 | 22 (61.11%) | 14 (38.89%) |  |
| 나는 인공지능 스피커가 말하려는 것에 주의를 기울일 수 있다. | 4 | 58 (55.77%) | 46 (44.23%) |  |
| 나는 인공지능 스피커가 말하려는 것에 주의를 기울일 수 있다. | 5 | 24 (25.26%) | 71 (74.74%) |  |
| 나는 인공지능 스피커가 말하려는 것에 주의를 기울일 수 있다. | 6 | 4 (7.84%) | 47 (92.16%) |  |
| 나는 인공지능 스피커가 말하려는 것에 주의를 기울일 수 있다. | 7 | 1 (8.33%) | 11 (91.67%) |  |

* 1. *Prediction Performance*

이번 section에서는 인공지능 스피커 Loyalty 집단의 모델링 성능을 확인하기 위해 머신러닝 알고리즘의 미래 예측 성능을 소개한다. 분류문제를 해결하기 위한 전통적인 알고리즘인 Logistic Regression, 대표적인 머신러닝 알고리즘인 Random Forest, XGBoost, LightGBM, 그리고 CatBoost를 포함하여 총 5가지 알고리즘을 사용하였다. 전체 데이터 80%의 training set을 사용하여 모델링하고 hyperparameters를 조정하였다. 그리고 20% test set을 사용하여 예측 성능을 확인한다. 알고리즘을 성능을 공평하게 비교하기 위해 가급적 동일한 parameter values를 사용하였다 (Table 6).

Table 6. Summary of parameters used in the five algorithms.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Algorithm** | **Parameter** | **Value** |
| **Logistic Regression** | Intercept | TRUE |
| Max Iteration | 100 |
| Random State | 123 |
| **Random Forest**  **XGBoost**  **LightGBM**  **CatBoost** | Samples | 100 |
| Criterion | Gini |
| Minimum Spitting Samples | 2 |
| Random State | 123 |

알고리즘의 데이터 학습이 끝난 후, 인공지능 스피커 loyalty classification의 성능을 검증한다. 총 6개의 metrics: precision, recall, specificity, F1-score, accuracy, and AUC를 사용한 결과를 Table 7에 제시하였다. 미래 데이터인 Test set에서의 모델링 성능과 동시에 training set까지 포함한 과거와 미래 데이터 모두인 entire population set에서의 성능을 확인하였다. Test set에서는 각 metric에서 최고 성능을 수치를 bold with underline으로 표시하였다. 전체 6개 metrics 중 Logistic Regression이 3개를 Random Forest가 3개의 metrics에서 최고점을 보였다. 하지만 loyalty를 가장 예측한 성능을 의미하는 F1-score 기준에서는 Random Forest가, 그리고 loyalty and non-loyalty 모두를 가장 예측한 성능을 의미하는 Accuracy 기준에서도 Random Forest가 최고 성능을 보였다. F1-score가 87.67%이기 때문에 100명 중 87명 이상의 loyalty 사용자들을 예측할 수 있음을 의미하며, 86.36%의 Accuracy는 100명 중 86명 이상의 loyalty and non-loyalty 사용자들을 예측해 낼 수 있음을 의미한다. 따라서 Random Forest가 인공지능 스피커의 loyalty 미래 예측에 활용하는 것이 적절하다. 전통적인 알고리즘인 Logistic Regression도 나름 2번째에 Rank가 될만큼 좋은 성능을 보이고있는데, 아마도 사용자들의 loyalty와 관련된 질문 응답들의 패턴이 non-linear 하게 복잡하기 보다는 특정 변수에서 집중적인 패턴이 있기 때문으로 생각된다. 따라서 인공지능 스피커의 loyalty는 딥러닝과 같은 고성능 알고리즘보다는 머신러닝 알고리즘을 활용하는 것이 loyalty를 예측하는데 가장 도움이 될 수 있다. 샘플을 늘려 과거 데이터를 포함한 Entire population에서는 Random Forest 알고리즘이 단연 돋보이는 성능을 나타난다. 전체 6개의 metrics 모두에서 최고 성능을 보였고 F1-score와 Accuracy 모두에서 100명 중 97명 이상의 loyalty and non-loyalty 사용자를 예측해 낼 수 있을 만큼 모델링 성능이 높다. 그만큼 과거 데이터에 대해선 더욱 예측력이 높고 설명력을 신뢰할 수 있다는 의미다. 따라서 높은 컴퓨팅 성능과 hyperparameter tuning이 필요한 딥러닝이 아니더라도 상대적으로 간단한 머신러닝 알고리즘을 사용하는 것은 과의존을 빠르게 예측하고 조기 대응하기 위해 매우 도움이 될 수 있다.

Table 7. Comparison of test prediction evaluation among models in terms of different classification measures. 각 metric 별로 가장 높은 성능인 값을 bold with underline으로 표시하였음

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Dataset** | **Algorithm** | **Precision** | **Recall** | **Specificity** | **F1-score** | **Accuracy** | **AUC** |
| **Test set** | **Logistic Regression** | **0.8788** | 0.8056 | **0.8667** | 0.8406 | 0.8333 | **0.8991** |
| **Random Forest** | 0.8649 | **0.8889** | 0.8333 | **0.8767** | **0.8636** | 0.8986 |
| **XGBoost** | 0.7949 | 0.8611 | 0.7333 | 0.8267 | 0.8030 | 0.8333 |
| **LightGBM** | 0.8158 | 0.8611 | 0.7667 | 0.8378 | 0.8182 | 0.8519 |
| **CatBoost** | 0.8158 | 0.8611 | 0.7667 | 0.8378 | 0.8182 | 0.8824 |
| **Entire population** | **Logistic Regression** | 0.8529 | 0.8832 | 0.7744 | 0.8678 | 0.8394 | 0.9167 |
| **Random Forest** | **0.9747** | **0.9797** | **0.9624** | **0.9772** | **0.9727** | **0.9916** |
| **XGBoost** | 0.9600 | 0.9746 | 0.9398 | 0.9673 | 0.9606 | 0.9746 |
| **LightGBM** | 0.9648 | 0.9746 | 0.9474 | 0.9697 | 0.9636 | 0.9779 |
| **CatBoost** | 0.9552 | 0.9746 | 0.9323 | 0.9648 | 0.9576 | 0.9819 |

* 1. *Explainability of Smartphone Addiction Prediction*

머신러닝 알고리즘은 복잡한 non-linear 데이터 패턴과 변수들의 모든 상호작용 조합을 학습하기 때문에 전통적인 logistic regression과 달리 예측에 기여하는 독립변수들의 가중치 또는 영향력을 단순하게 파악하기 어렵다. 물론 데이터를 학습하면서 예측 성능을 높이는데 기여한 feature importance를 제시하긴 하지만 기여한 독립변수들의 순위들을 단순하게 누적할 뿐 종속변수에 positive or negative effect를 제시하진 못한다. 하지만 SHAP explainer를 사용하면 인공지능 스피커 loyalty 예측의 상대적 기여도를 평가할 수 있다. SHAP는 개인 고객들 하나하나에 대해서 loyalty 예측 확률을 제시할 뿐 아니라 변수들이 어떤 방향으로 기여하는지 설명해준다. 뿐만 아니라 개인 사용자들의 설명력들을 모두 결합하여 모든 사용자들 대상 전반적인 기여도 또는 설명력을 시각적으로 표현하기 때문에 이해하기가 용이하다. 따라서 개별 응답자 또는 미래에 고객들이 설문조사를 간단히 응답만 하면 인공지능 스피커를 사용할 때 loyalty 여부를 실시간으로 빠르게 예측할 수 있게 된다. 관련된 individual explanation을 force plot and decision plot으로 시각화 할 수 있다. Figure 7의 상단(하단)의 그림은 Loyalty(Non-loyalty)로 예측되는 응답자의 individual explanation이다. 첫번째 force plot에서 는 특정 응답자의 predicted probability이고 base value는 모든 응답자들 predictions의 평균값이다. 그리고 빨간색(파란색)은 예측값을 증가(감소)시키는 feature로 각각 right arrow and left arrow로 표시되어 있다. 그리고 arrow의 크기는 feature의 effect로 특정 응답자의 경우 각 feature마다 어떤 값인지도 Scaling 되어 함께 표시되어 있다. 즉, 전체 응답자들의 평균 예측 확률은 69.42%이며 특정 응답자는 0.90의 확률의 loyalty로 labeling된다. 그 이유는 “인공지능 스피커는 호출에 즉각 반응한다, 스피커와 대화에서 이야기를 주도할 수 있다, 나의 질문에 정확한 정보를 제공한다” 등은 예측값을 증가시키는 요소들이고 “인공지능 스피커가 없으면 허전할 것 같다, 인공지능 스피커는 친절할 수 있다, 스피커의 기능을 100%로 가정할 댸 어느 정도로 사용하는가” 등은 예측값을 감소시키는 요소들이다. 또한 아래 decision plot에는 상위 50개의 features에 대해 아래에서 위로 올라가며 누적으로 가 계산되는 로직을 표현한다. Force plot에서 positive and negative effects를 구분하기 용이했다면 decision plot은 실제 예측값이 어떻게 영향을 주고받아 계산되었는지 알 수 있다. 일단 Top 50을 제외한 나머지 features가 확률이 0에 가까울 정도로 낮은 예측값을 계산하는데 기여하며, 이후 “인공지능 스피커가 없으면 허전할 것 같다”까지 누적으로 확률이 낮아졌다가 올라갔다하며 최종 가 계산된다. Figure 7의 상단과 대조적으로 하단은 Non-loyalty 확률이 매우 낮아 인 특정 응답자에 대한 explanation이다. 이 응답자의 경우 “인공지능 스피커는 스스로 의사가 있다고 느껴진다, 때대로 화를 낼 수 있다, 사람과 닮은 점이 있어 보인다” 등은 예측 확률값을 높이지만 나머지 많은 변수들은 예측 확률을 낮추며 결국 로 예측되는 사용자라는 설명이다.

|  |
| --- |
|  |
|  |

Figure 7. Individual prediction and it’s explanation of (Upper) loyalty (Lower) non-loyalty for specific respondents by RandomForest algorithm.

SHAP가 개별 사용자들의 loyalty prediction에 대한 contribution 보여주는 것을 확인하였다. 각 변수가 개별 사용자들에게 반드시 positive or negative를 보장하지도 않는다. 그러한 이유로 특정 변수가 loyalty에 어떠한 방향성을 가지는지 가정하는 것은 다소 위험할 수 있다. 정책적으로 근거를 위해 사용할 수는 있겠지만 이것이 개별 사용자들에게 효과적인지 단정하기 어렵기 때문이다. 그렇다고 정책적 근거를 사용하지 말자는 것은 아니며 개별 사용자들에게 효과적인 기계학습 알고리즘으로도 일반화된 근거를 만들 수 있다. 우리가 SHAP 알고리즘으로 높은 정확성의 개별 사용자의 설명력을 확인할 수 있었으니 이를 누적하여 표현한다면 충분히 일반화된 영향력을 확인할 수 있을 것이다. 단, positive or negative 와 같은 이분법적인 해석은 매우 조심해야 할 것이다. 실제 독립변수와 종속변수의 관계가 이분법적 설명으로 명확하게 구분될 정도로 선형적 관계를 가지고 있지도 않을 것인데 분석가 또는 연구자들이 어떻게든 해석을 하기위한 목적으로 이를 당연시하게 활용하고 있다. 따라서 본 연구에서는 낮은 가중치의 positive or negative는 해석으로 활용하지 않을 것이며, 매우 명확한 관계성이 나타나는 변수에 대해서만 조심스럽게 해석을 제안하면서 머신러닝과 설명가능한 인공지능의 효과와 활용법을 가이드 하는데 집중할 것이다.

개별 사용자들마다의 변수의 효과들을 누적한다면 loyalty에 대한 독립변수들의 기여도 또는 영향력을 일반화 할 수는 있는 것이다. 단 본 연구에서 활용한 샘플 수에 대한 일반화이며 당연한 얘기지만 샘플이 늘어나가나 줄어들 경우 변경될 여지도 있다. 하지만 향후 샘플의 수를 늘리면 늘릴수록 훨씬 설명력의 신뢰성이 높아질 것이다. Figure 5는 test 예측 성능 상위인 RandomForest and Logistic Regression으로 약 87% 이상의 예측력을 보이는 경우 독립변수들의 연관성을 설명하기 위해 Top 50개의 독립변수들의 feature impacts를 시각화 하였다. 우선 세로축은 왼쪽과 오른쪽으로 2개의 축이 있다. (왼쪽)세로축은 종속변수에 영향을 주는 feature importance top 50 독립변수들이 내림차순으로 정렬한 것이기 때문에 높은 곳에 위치한 변수들은 낮은 곳에 위치한 변수들보다 Loyalty 예측에 더 많이 기여한다. 즉, “상황에 따라 인공지능 스피커와 대화를 적절히 조절할 수 있다” 변수가 most important하다. 그리고 (오른쪽)세로축은 변수들의 응답값이 낮은 경우는 파란색 계열로 그리고 높은 경우는 빨간색 계열로 변화하는 것을 색상으로 표시하였다. 마지막으로 가로축은 Loyalty 예측에 대한 각 독립변수들의 average marginal contribution이다. 따라서 SHAP 값이 0보다 작으면 negative contribution을 0보다 크면 positive contribution을 의미한다. 각 응답자들마다 질문별 수치는 다양하고 각 수치별 loyalty contribution or feature impact 방향도 다양하기 때문에, 수치값을 색상으로 방향성을 SHAP output 위치의 point로 표현하여 누적후 시각화 한 것이다.

예를 들어 “상황에 따라 인공지능 스피커와 대화를 적절히 조절할 수 있다” 변수는 응답값이 작을때(파란색계열) negative contribution에 많이 분포되어 있고 응답값이 클때(빨간색계열) positive contribution에 많이 분포가 되어 있다. 따라서 해당 변수는 높은 값으로 응답한 사용자일수록 loyalty 확률을 높이는 방향으로 영향을 준다고 해석할 수 있다. 반대로 “인공지능 스피커는 때때로 좌절할 수 있다” 변수는 응답값이 작은 수치에서 큰 수치로 갈수록 negative contribution에 많이 분포되기 때문에 loyalty 확률을 낮추는 방향으로 영향을 준다고 해석할 수 있다. 미래 예측 성능이 가장 높은 RandomForest 알고리즘 기준에서, 인공지능 스피커의 loyalty와 positive correlation을 보이는 가장 중요한 특징은 "인공지능 스피커와 대화를 적절히 조절할 수 있다, 호출이나 정보요청에 즉각적으로 반응한다, 질문에 적절한 정보를 제공한다, 스피커가 없으면 허전할 것 같다" 등이며, negative correlation을 보이는 특징은 "인공지능 스피커는 때때로 좌절할 수 있다, 화를 낼 수 있다, 사랑이라는 감정을 느낄 수 있다, 의사가 있다고 느껴진다, 알람 등" 으로 해석할 수 있다. 마찬가지로 나머지 변수들도 유사한 해석을 할 수 있지만 명확하게 응답값의 변화와 contribution 방향이 정방향이나 역방향인 경우 그리고 그 contribution 변화의 방향이 큰 경우만 정책적인 근거로 활용하길 추천한다. 그렇지 않은 애매한거나 좁은 범위의 변화를 억지로 일반화 하는 것은 왜곡된 해석을 줄 수 있으니 지양하는 것이 좋다. 마찬가지로 비교를 위해 Logistiv Regression의 결과도 Figure 5 하단에 표시하였다. 당연히 알고리즘의 미래 예측 성능이 다른만큼 영향력 순위도 달라질 수 있지만, 해석적인 부분은 유사하게 중요한 특징들로 나타나고 있다.

|  |
| --- |
|  |
|  |

Figure 5. Explanation summary (Averaged feature importance) estimated by (Upper) XGBoost (Lower) LGBM algorithm.

설명가능한 인공지능 알고리즘을 사용하면 개인 사용자 맞춤으로 예측력 높은 loyalty 고객들을 빠르게 알아낼 수 있으며, 데이터의 샘플을 늘려 빅데이터에 가까울수록 정책적 의사결정에 활용가능한 loyalty에 영향을 주는 변수들의 특징들도 추상적인 상호작용 변수생성 과정이 필요없이 세부 질문 수준에서도 파악할 수가 있다. 이러한 미래 개별 예측력과 전체적인 일반화된 설명력을 신뢰할 수 있는 의사결정이 가능할 수 있으며 향후 인공지능 스피커 loyalty가 높은 개인에 대한 자세한 정보를 실시간으로 빠르게 제공할 수 있다. 따라서 머신러닝 알고리즘을 활용하여 loyalty 높은 응답자들을 빠르게 찾거나 마케팅 측면에서 효과적으로 대응하는데 도움이 될 것이다. 특히 SHAP 모델에 의한 explainable feature importance는 기존 블랙박스와 같은 머신러닝 모델이 비해 예측 성능에 대한 이해도를 훨씬 향상시키는 것을 확인하였다. 본 연구에서는 "인공지능 스피커와 대화를 적절히 조절할 수 있다, 호출이나 정보요청에 즉각적으로 반응한다, 질문에 적절한 정보를 제공한다, 스피커가 없으면 허전할 것 같다"가 RandomForest 알고리즘을 통해 인공지능 스피커 loyalty를 가장 중요하게 예측하는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 다수의 선행연구에서 loyalty에 영향을 주는 주요 변인들로 손꼽히는 xxx, xxx, xxx 등의 연구결과와 일치한다. 추가적으로 본 연구에서는 이전 연구에서 발견되지 않은 xxx 등도 loyalty의 중요한 예측인자가 될 수 있음을 발견했다.

# Discussion

.

# Conclusions

.

# Funding

This work was supported by Incheon National University Research Grant in yyyy [yyyy-xxxx].

# Data Availability

The data can be provided on request.

# Institutional Review Board Statement

This study involving human participants was approved by Institutional Review Board (IRB) of Incheon National University (IRB Approval Number: ???).

# Declaration of Competing Interest

The authors declare no conflict of interest.

# CRediT authorship contribution statement

**Luri Lee:** Conceptualization, Software, Validation, Data Curation, Writing Original Draft, Preparation. **Kyungwon Kim:** Methodology, Preparation, Software, Writing Review and Editing, Visualization, Supervision.

# References

Alsubari, S. N., S. N. Deshmukh, M. H. Al-Adhaileh, F. W. Alsaade and T. H. H. Aldhyani (2021). "Development of Integrated Neural Network Model for Identification of Fake Reviews in E-Commerce Using Multidomain Datasets." Applied Bionics and Biomechanics **2021**: 5522574.

Cha, G.-W., H.-J. Moon and Y.-C. Kim (2021). "Comparison of random forest and gradient boosting machine models for predicting demolition waste based on small datasets and categorical variables." International Journal of Environmental Research and Public Health **18**(16): 8530.

Chen, T. and C. Guestrin (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco, California, USA, Association for Computing Machinery**:** 785–794.

Feng, J., H. Xu, S. Mannor and S. Yan (2014). "Robust logistic regression and classification." Advances in neural information processing systems **27**.

Michie, D., D. Spiegelhalter and C. Taylor (1999). "Machine Learning, Neural and Statistical Classification." Technometrics **37**.

Molnar, C. (2023). Interpretable machine learning. A Guide for Making Black Box Models Explainable, Lulu. com.

Shustanov, A. and P. Yakimov (2017). "CNN Design for Real-Time Traffic Sign Recognition." Procedia Engineering **201**: 718-725.

Viswavandya, M., S. Patel and K. Sahoo (2021). "ANALYSIS AND COMPARISON OF MACHINE LEARNING APPROACHES FOR TRANSMISSION LINE FAULT PREDICTION IN POWER SYSTEMS." Journal of Research in Engineering and Applied Sciences **6**: 24-31.