

# #intro

"

나는 오랜 취준 끝에 국내 3대 통신사 중 한 곳에 신입사원으로 입사했다. 입사한지 이제 1주일이 지난 나에게, 팀장님이 중요한 업무를 주셨다. 우리 회사가 내년 하반기 미국 진출을 목표로 고객 유치 전략을 짜고 있는데, 회사에서 입수한 미국 시장 데이터를 통해 중요한 고객 특성을 찾아보라는 것!! 팀장님께서 주신 데이터는 미국 통신사의 고객 이탈 여부 데이터였다. 심지어 팀장님은 나에게 팀 회의에서 분석 결과를 발표하라고 하셨다 ㅠ.ㅠ 그래서 머신러닝을 통해 분류 모델을 만들고 어떤 특성이 고객 이탈 여부 예측에 가장 큰 영향을 미쳤는지 알아보는 프로젝트를 진행하기로 했다. 화이팅!

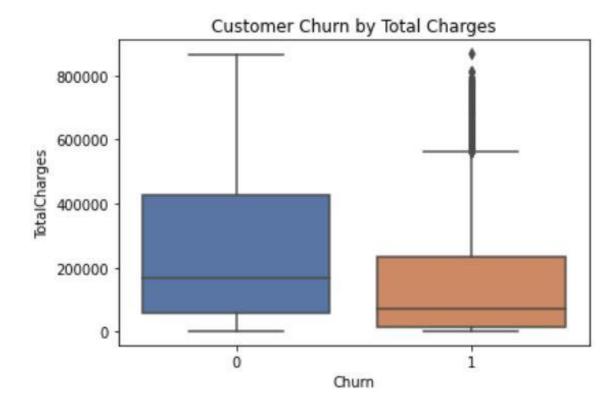
# 특성 설명

Gender	성별	DeviceProtection	기기보호 서비스 이용 여부
SeniorCitizen	고령 고객 여부	TechSupport	기술지원 서비스 이용 여부
Partner	배우자 유무	StreamingTV	TV채널 스트리밍 이용 여부
Dependents	부양가족 유무	StreamingMovies	영화 스트리밍 이용 여부
Tenure	직장 근속 개월수	Contract	계약 기간
PhoneService	전화 서비스 여부	PaperlessBilling	종이 고지서 신청 여부
MultipleLines	다중 회선 여부	PaymentMethod	요금 지불 방법
InternetService	인터넷 공급자	MonthlyCharges	월별 요금
OnlineSecurity	온라인 보안 서비스 이용 여부	TotalCharges	총 요금
OnlineBackup	온라인 백업 서비스 이용 여부	Churn **	통신사 이탈 여부

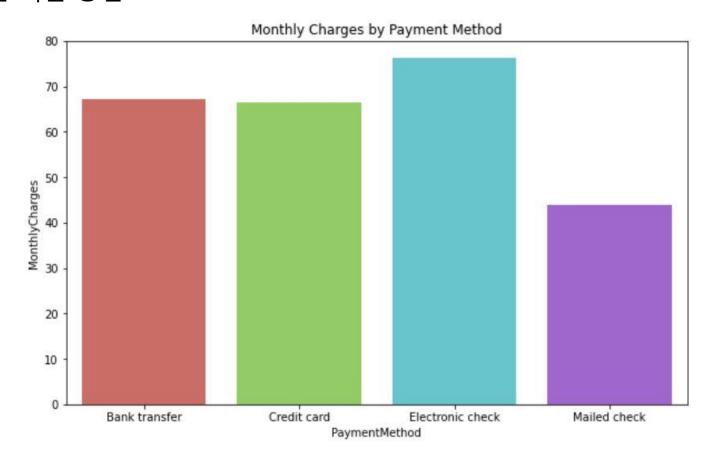


요금에 따른 이탈 여부 : 월별 요금이 높은 고객들의 이탈 비율이 높고, 총 요금이 낮은 고객들의 이탈 비율이 높다.

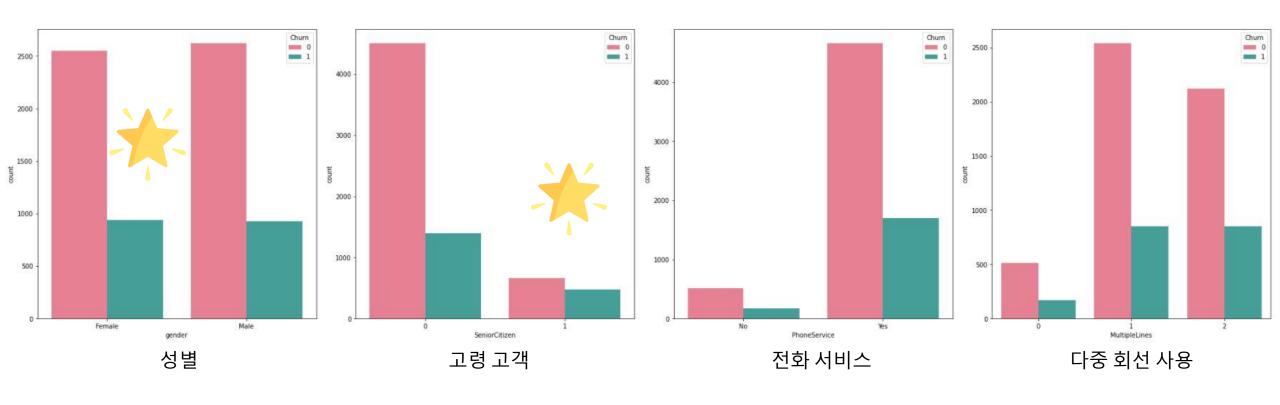




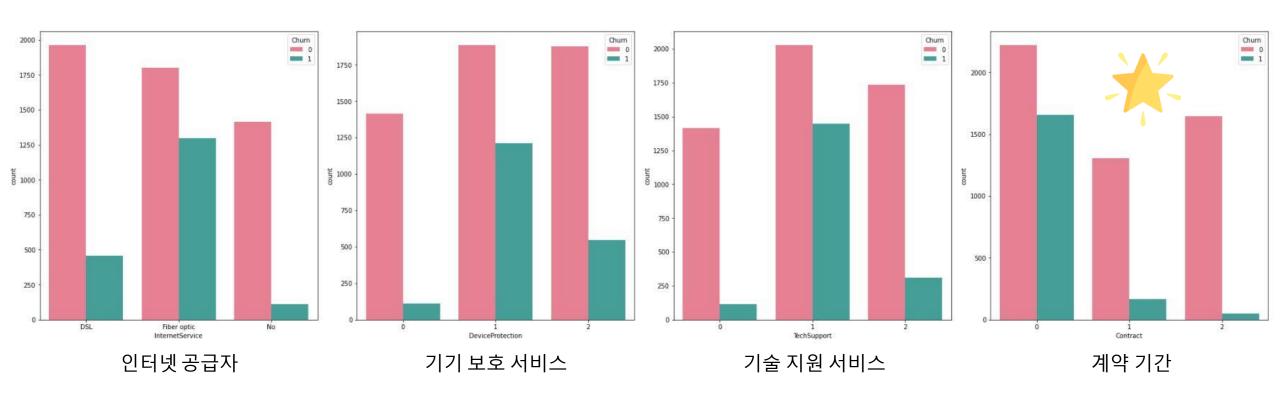
### 월별 요금이 가장 높은 지불 방법



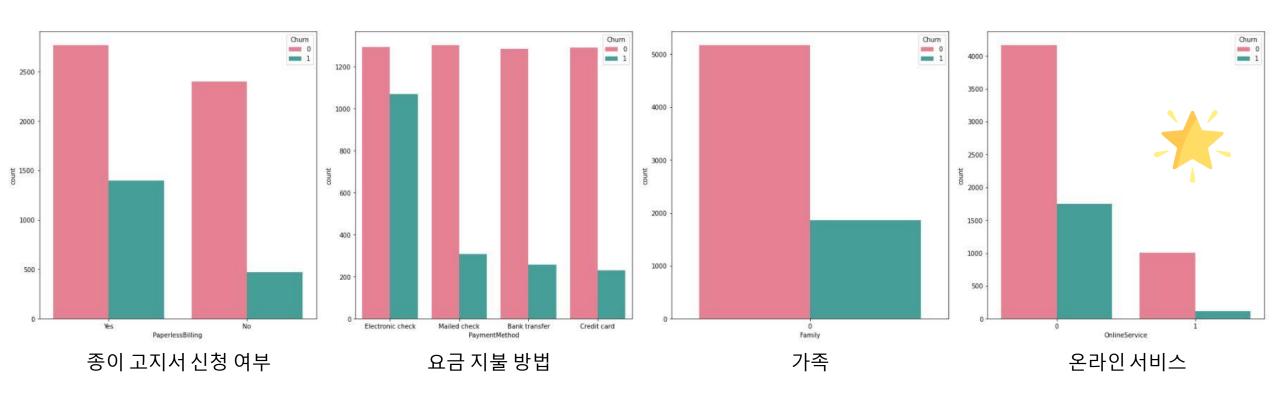
각 특성별 고객 이탈 비율 : 성별과는 관계 X, 고객의 연령대가 높을수록 이탈률이 낮아진다.



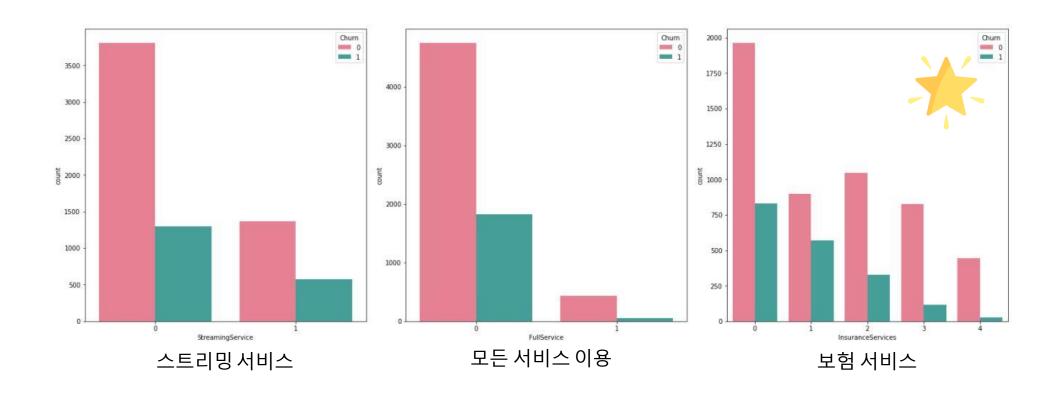
각 특성별 고객 이탈 비율 : 계약 기간이 길어질 수록 이탈률이 낮아진다.



### 각 특성별 고객 이탈 비율



각 특성별 고객 이탈 비율 : 서비스를 많이 이용할수록 이탈률이 낮아진다.



# 특성 선택

Weight	Feature
0.0165 ± 0.0114	tenure
0.0096 ± 0.0155	Contract
0.0085 ± 0.0060	MultipleLines
0.0062 ± 0.0135	PaymentMethod
0.0043 ± 0.0119	PaperlessBilling
0.0026 ± 0.0085	OnlineService
$0.0017 \pm 0.0105$	TechSupport
$0.0014 \pm 0.0090$	TotalCharges
0.0006 ± 0.0079	gender
$0 \pm 0.0000$	Family
$-0.0003 \pm 0.0113$	DeviceProtection
-0.0006 ± 0.0117	SeniorCitizen
$-0.0009 \pm 0.0034$	FullService
-0.0011 ± 0.0011	PhoneService
-0.0020 ± 0.0038	StreamingService
-0.0057 ± 0.0084	InsuranceServices
-0.0085 ± 0.0173	InternetService
-0.0128 ± 0.0145	MonthlyCharges

eli5 Permutation Importance

## 선택한 특성

tenure, Contract, MultipleLines, PaymentMethod, PaperlessBilling, OnlineService, TechSupport, TotalCharges

# 하이퍼 파라미터 튜닝 & 모델링

#### **Random Forest Model**

파라미터 튜닝	Randomized Search CV n_estimators : 810 max_depth : 8 max_features : 3 min_samples_split : 5
파이프라인	Ordinal Encoder Simple Imputer Random Forest Classifier

# XGBoost Model

파라미터 튜닝	Randomized Search CV n_estimators : 910 max_depth : 8 max_features : 3 min_samples_split : 7 num_iterations : 800 reg_alpha : 1 reg_lambda : 10
파이프라인	Ordinal Encoder Simple Imputer XGB Classifier

# **Light GBM Model**

파라미터 튜닝	Randomized Search CV n_estimators: 510 max_depth: 6 max_features: 6 min_samples_split: 7 num_iterations: 800 reg_alpha: 0 reg_lambda: 10
파이프라인	Ordinal Encoder Simple Imputer LGBM Classifier

Running time: 3.0 min Accuracy: 0.8212

Recall : 0.4451

F1 Score: 0.5531

Running time: 2.1 min

Accuracy : 0.8141 Recall : 0.2743

F1 Score: 0.4072

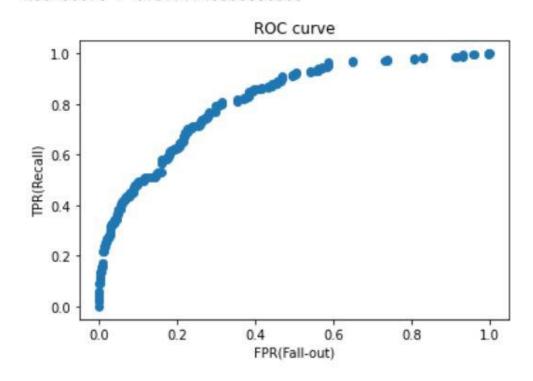
Running time: 44.8s

Accuracy: 0.8099 Recall: 0.2682

F1 Score: 0.3963

# **ROC Curve, AUC Score**

AUC Score : 0.8171746088995085

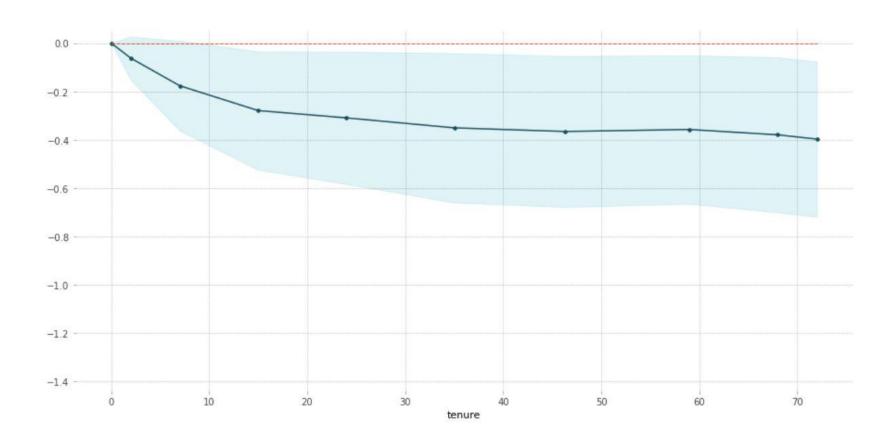


X축은 이탈하지 않은 고객을 이탈했다고 예측한 비율, Y축은 이탈한 고객을 이탈했다고 예측한 비율이므로 곡 선이 굽어질수록 고객의 이탈률을 정확히 예측했다는 것을 알 수 있다. 또한 AUC Score가 1에 가까울 수록 정확한 모델이다. 이 모델은 AUC Score가 0.8 이상이므 로 비교적 정확한 모델이라고 볼 수 있다.

# **PDP**

Tenure 특성

#### PDP for feature "tenure" Number of unique grid points: 10

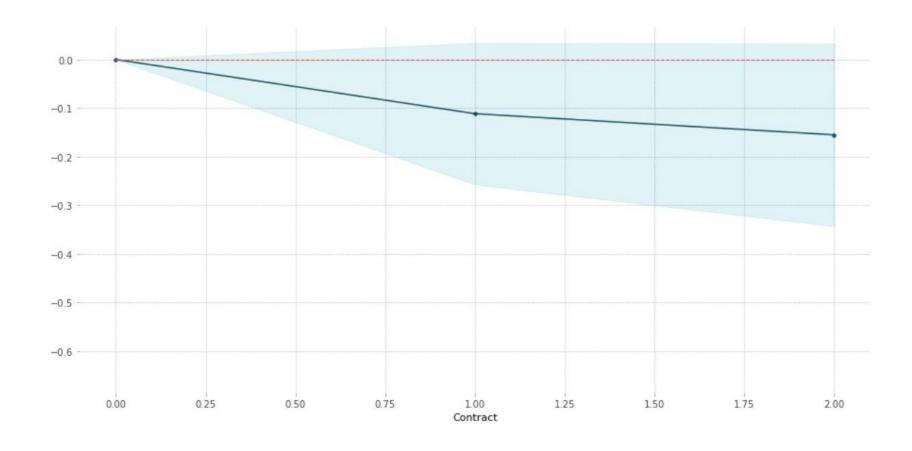


# **PDP**

Contract 특성

#### PDP for feature "Contract"

Number of unique grid points: 3

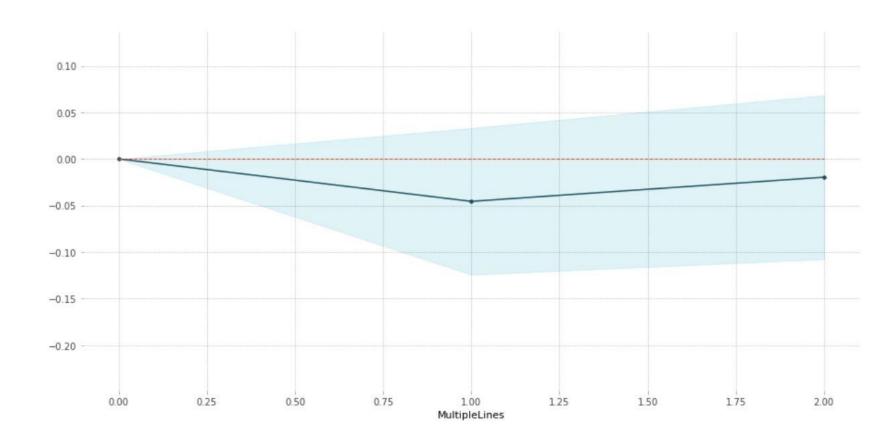


# **PDP**

# MultipleLines 특성

#### PDP for feature "MultipleLines"

Number of unique grid points: 3



#### **SHAP**





직장 근속 68개월(5년 8개월), 다중 회선 사용, 기술 지원 서비스 사용, 계약 기간 2년 이상, 전자 고지서 신청, 은행 자동이체로 요금 지불, 총 요금 61만 달러, 온라인 서비스 모두 사용

→ 지불 방법과 총 요금이 예측에 높은 영향을 미쳤다.

### **SHAP**

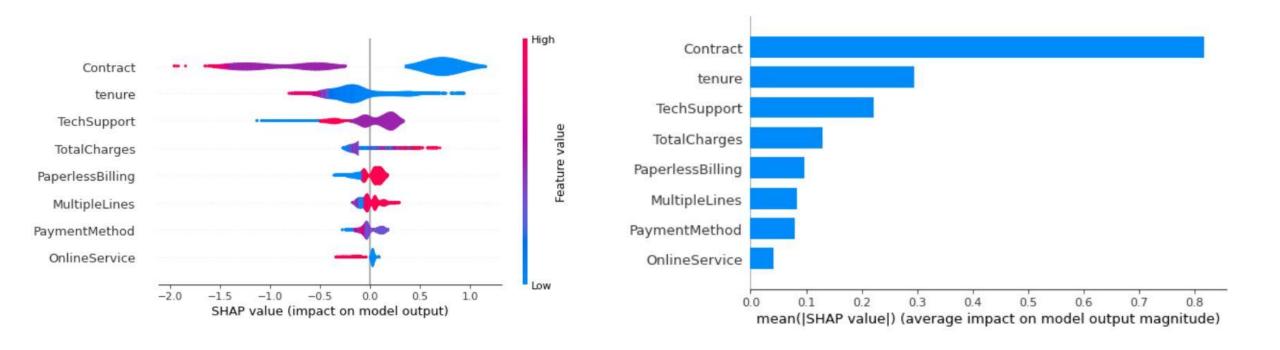




직장 근속 59개월(4년 11개월), 다중 회선 사용, 기술 지원 서비스 사용, 계약 기간 1년 이상, 종이 고지서 신청, 이메일 결제로 요금 지불, 총 요금 40만 달러, 온라인 서비스 모두 사용하지 않음

→ 다중 회선을 사용하는 것이 예측에 높은 영향을 미쳤다.

## **SHAP**



Contract 계약 기간, tenure 근속 개월수, TechSupport 기술지원 서비스 이용 여부

→ 이 특성들에 주목하면 고객 이탈률을 예측하는 데에 도움이 된다

# 결론

#### 가장 중요한 특성

: Contract 계약 기간 / tenure 근속 개월수 / TechSupport 기술지원 서비스 이용 여부

#### 특성 활용 전략

- 1. 기존 고객을 위한 이벤트나 서비스 제공
- 2. 기존 고객 추천으로 가입 시 추천자와 가입자 모두에게 서비스 제공
- 3. 기술지원 서비스에 대한 홍보를 늘리고 기존 서비스를 보완

# Thank You