LG Aimers Phase2

MQL데이터를 활용하여 영업 기회 전환 고객을 선별하기 위한 AI모델 개발

contents

- 1. 대회 소개
- 2. EDA 및 데이터 전처리
- 3. 모델링
- 4. 결과

1. 대회 소개

[설명]

MQL데이터를 활용하여 영업 기회 전환 고객을 선별하기 위한 AI모델 개발합니다.

온라인 해커톤에서 교육생들의 문제 해결 능력을 검증하여 오프라인 해커톤에 진출할 약 100명을 선발하기 위한 과정입니다.

단, 오프라인 해커톤) 진출할 인원이 100명 미달 시, 추가 선발 가능

오프라인 해커톤은 1박 2일간 오프라인으로 진행되며, 온라인 해커톤과 주제는 동일합니다.

[주최 / 주관]

주최: LG AI Research

주관: 엘리스그룹

참여: 한경닷컴

[리더보드]

평가 산식: F1 score

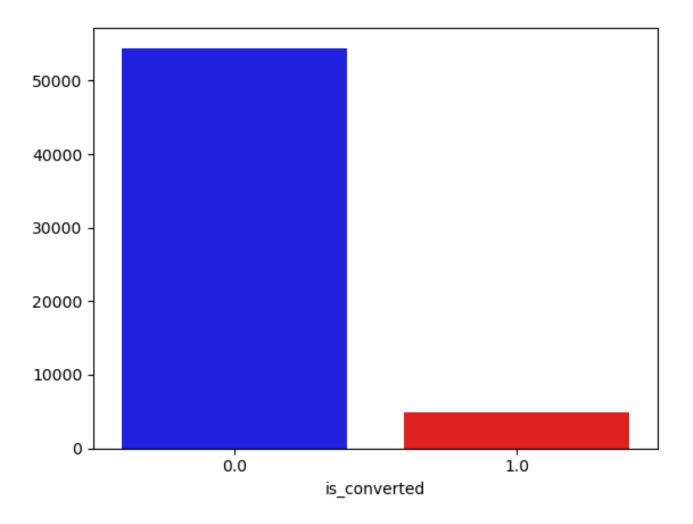
Public score: 전체 테스트 데이터 샘플 중 사전 샘플링된 50%로 계산

Private score: Public score 계산에 포함되지 않은 나머지 50%의 테스트 데이터로 계산

데이터 정보확인

<pre>df_all.isnull().sum()</pre>		
bant_submit	0	
customer_country	982	
business_unit	0	
com_reg_ver_win_rate	48214	
customer_idx	0	
customer_type	45418	
enterprise	0	
historical_existing_cnt	49539	
id_strategic_ver	60533	
it_strategic_ver	63396	
idit_strategic_ver	59359	
customer_job	20172	
lead_desc_length	0	
inquiry_type	2233	
product_category	21232	
product_subcategory	54542	
product_modelname	54779	
customer_country.1	982	
customer_position	0	
response_corporate	0	
expected_timeline	33271	
ver_cus	0	
ver_pro	0	
ver_win_rate_x	43780	
ver_win_ratio_per_bu	47360	
business_area	43780	
business_subarea	57228	
lead_owner	0	
is_converted	5271	
id	59299	
dtype: int64		

df_all.info()					
<class 'pandas.core.frame.dataframe'=""> Index: 64570 entries, 0 to 5270 Data columns (total 30 columns):</class>					
#	Column	Non-Null Count	Dtype 		
0	bant_submit	64570 non-null	float64		
1	customer_country	63588 non-null	object		
2	business_unit	64570 non-null			
3	com_reg_ver_win_rate	16356 non-null	float64		
4	customer_idx	64570 non-null	int64		
5	customer_type	19152 non-null	object		
6	enterprise	64570 non-null	object		
7	historical_existing_cnt	15031 non-null	float64		
8	id_strategic_ver	4037 non-null	float64		
9	it_strategic_ver	1174 non-null	float64		
10	idit_strategic_ver	5211 non-null	float64		
11	customer_job	44398 non-null	object		
12	lead_desc_length	64570 non-null	int64		
13	inquiry_type	62337 non-null	object		
14	product_category	43338 non-null	object		
15	product_subcategory	10028 non-null	object		
16	product_modelname	9791 non-null	object		
17	customer_country.1	63588 non-null	object		
18	customer_position	64570 non-null	object		
19	response_corporate	64570 non-null	object		
20	expected_timeline	31299 non-null	object		
21	ver_cus	64570 non-null	int64		
22	ver_pro	64570 non-null			
23	ver_win_rate_x	20790 non-null			
24	ver_win_ratio_per_bu	17210 non-null	float64		
25	business_area	20790 non-null	object		
26	business_subarea	7342 non-null	object		
27	lead_owner	64570 non-null	int64		
28	is_converted	59299 non-null	object		
29	id	5271 non-null	float64		
dtypes: float64(9), int64(5), object(16) memory usage: 15.3+ MB					



False : 54449 True : 4850

범주형 변수

df_all.customer_country.value_counts() customer_country //India 3055 /São Paulo/Brazil 1376 //United States 1122 //United Kingdom 807 //Saudi Arabia 719 / Mato Grosso do Sul - Campo Grande / Brazil 600 FREMONT ST / LAS VEGAS / United States / São Paulo/Marilia / Brazil / East Delhi / Saudi Arabia via a rosario snc / frattaminore / Italy Name: count, Length: 17480, dtype: int64

df_all.customer_job.value_counts()

customer_job	
engineering	7070
other	4876
administrative	3666
education	2695
sales	2380
facilities and operations	1
technical / decision maker	1
installation and purchaser	1
hr posting	1
part of video wall	1
Name: count, Length: 562, dty	pe: int64

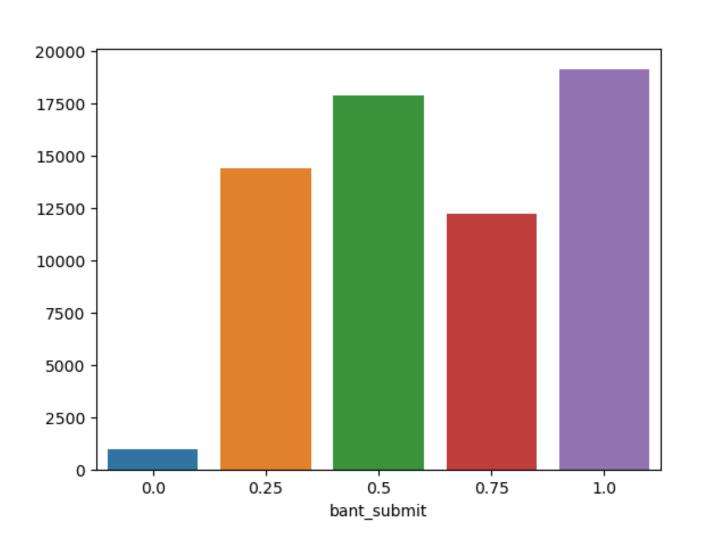
df_all.customer_type.value_counts()

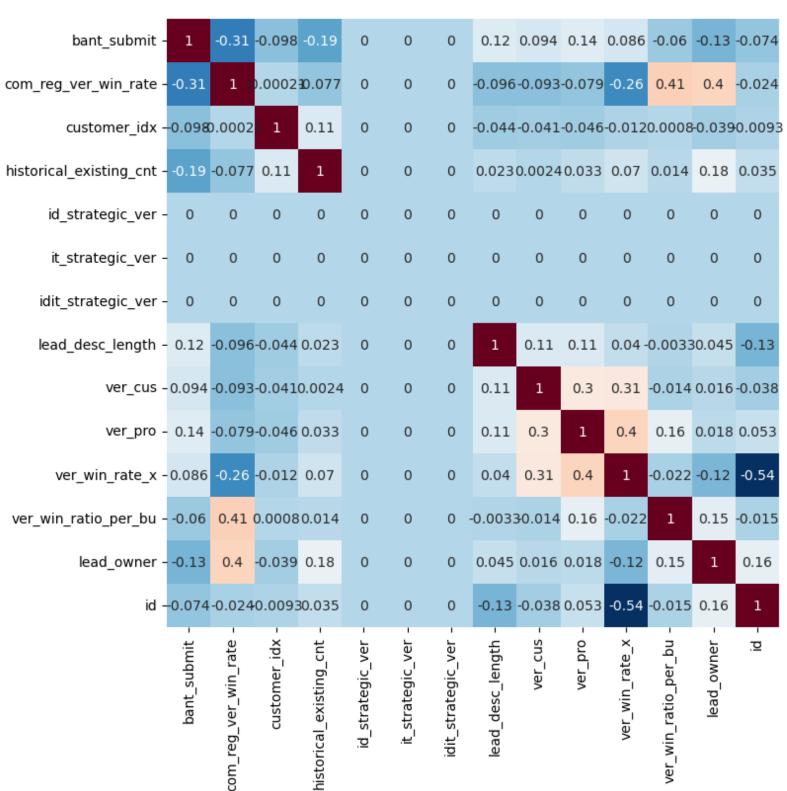
customer_type

customer_type	
End-Customer	6648
End Customer	6449
Specifier/ Influencer	3313
Channel Partner	1695
Service Partner	447
Solution Eco-Partner	292
Installer/Contractor	52
Specifier / Influencer	43
Corporate	31
HVAC Engineer	23
Engineer	20
Developer	18
Technician	16
Consultant	15
Home Owner	10
Other	10
End-user	8
Manager / Director	8 7
Software/Solution Provider	
Etc.	6
Reseller	5
Homeowner	5
Architect/Consultant	5
Interior Designer	5
Installer	5
Distributor	4
Others	4
System Integrator	2
Dealer/Distributor	2
Technical Assistant	1
Software / Solution Provider	1
Commercial end-user	1
Administrator	1
Name: count, dtype: int64	

같은 의미의 데이터가 대소문자나 다른 용어로 다르게 표현됨

수치형 변수





- 0.8

- 0.6

- 0.4

- 0.2

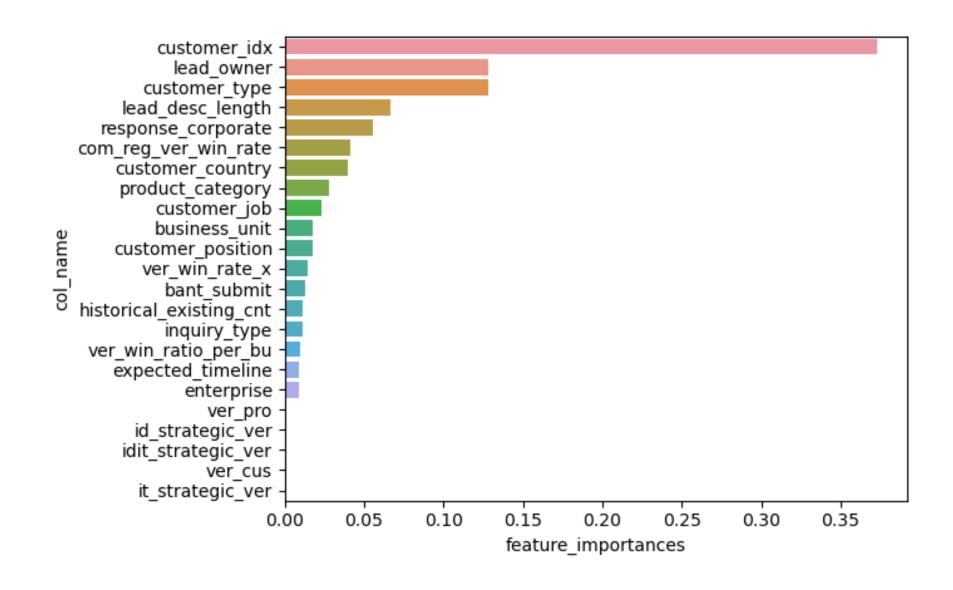
- 0.0

- -0.2

1. 열 삭제

중복 변수 제거 : customer_country.1

결측치가 과반인 변수는 제거 : product_subcategory, product_modelname, business_area, business_subarea, ver_cus 변수 중요도가 매우 낮은 변수 제거 : id_strategic_ver, it_strategic_ver, idit_strategic_ver, ver_cus, ver_pro



2. 같은 의미의 다른 데이터는 같은 범주로 처리

같은 의미인데 다른 용어로 된 변수 통일 ex) etc., other, others -> etc // end-customer, end customer, end-user -> end_user

3. 개수가 1개인 범주들을 기타 처리

변수가 1개인 데이터들은 학습하면 범주의 개수가 많아져 학습 과정에 과적합이나 노이즈 등의 문제로 예측 성능에 안좋은 영향을 미칠 수 있음 개수가 1개인 범주들을 '기타' 범주로 분류

4. 결측치 처리

수치형 데이터는 변수 설명을 보고 0으로 대체해도 무방하다고 판단(비율, 이전 거래 수) 범주형 데이터는 'None' 범주로 처리

범주형 변수

df_all.customer_country.value_counts() customer_country //India 3055 /São Paulo/Brazil 1376 //United States 1122 //United Kingdom 807 //Saudi Arabia 719 / Mato Grosso do Sul - Campo Grande / Brazil 600 FREMONT ST / LAS VEGAS / United States / São Paulo/Marilia / Brazil / East Delhi / Saudi Arabia via a rosario snc / frattaminore / Italy Name: count, Length: 17480, dtype: int64

df_all.customer_job.value_counts()

customer_job	
engineering	7070
other	4876
administrative	3666
education	2695
sales	2380
facilities and operations	1
technical / decision maker	1
installation and purchaser	1
hr posting	1
part of video wall	1
Name: count, Length: 562, dty	pe: int64

df_all.customer_type.value_counts()

customer_type

customer_type	
End-Customer	6648
End Customer	6449
Specifier/ Influencer	3313
Channel Partner	1695
Service Partner	447
Solution Eco-Partner	292
Installer/Contractor	52
Specifier / Influencer	43
Corporate	31
HVAC Engineer	23
Engineer	20
Developer	18
Technician	16
Consultant	15
Home Owner	10
Other	10
End-user	8
Manager / Director	8 7
Software/Solution Provider	
Etc.	6
Reseller	5
Homeowner	5
Architect/Consultant	5
Interior Designer	5
Installer	5
Distributor	4
Others	4
System Integrator	2
Dealer/Distributor	2
Technical Assistant	1
Software / Solution Provider	1
Commercial end-user	1
Administrator	1
Name: count, dtype: int64	

같은 의미의 데이터가 대소문자나 다른 용어로 다르게 표현됨

3. 모델링

모델 선택

autoML - pycaret 사용

pycaret

ML workflow을 자동화 하는 opensource library로 여러 머신러닝 task에서 사용하는 모델들을 하나의 환경에서 비교하고 튜닝하는 등 간단한 코드를 통해 편리하게 사용할 수 있도록 자동화한 라이브러리

	Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC	TT (Sec)
lightgbm	Light Gradient Boosting Machine	0.9029	0.0000	0.9203	0.8833	0.9012	0.8057	0.8068	2.0300
catboost	CatBoost Classifier	0.9018	0.0000	0.9220	0.8803	0.9005	0.8036	0.8048	2.8190
xgboost	Extreme Gradient Boosting	0.9015	0.0000	0.9141	0.8855	0.8993	0.8029	0.8037	0.1280
rf	Random Forest Classifier	0.8925	0.0000	0.8989	0.8806	0.8895	0.7849	0.7853	0.4100
gbc	Gradient Boosting Classifier	0.8849	0.0000	0.8994	0.8672	0.8826	0.7698	0.7710	0.4790
et	Extra Trees Classifier	0.8634	0.0000	0.8616	0.8560	0.8586	0.7265	0.7269	0.3250
dt	Decision Tree Classifier	0.8408	0.0000	0.8418	0.8307	0.8358	0.6814	0.6821	0.0410
ada	Ada Boost Classifier	0.8400	0.0000	0.8311	0.8364	0.8335	0.6795	0.6799	0.1810
ridge	Ridge Classifier	0.7497	0.0000	0.7017	0.7604	0.7295	0.4973	0.4991	0.0280
lda	Linear Discriminant Analysis	0.7491	0.0000	0.7017	0.7594	0.7291	0.4962	0.4979	0.0290
qda	Quadratic Discriminant Analysis	0.7382	0.0000	0.5932	0.8136	0.6854	0.4707	0.4884	0.0290
lr	Logistic Regression	0.7312	0.0000	0.6859	0.7381	0.7105	0.4602	0.4618	0.2750
nb	Naive Bayes	0.7205	0.0000	0.6791	0.7241	0.7005	0.4391	0.4402	0.0280
knn	K Neighbors Classifier	0.6697	0.0000	0.6497	0.6606	0.6544	0.3381	0.3388	0.0470
svm	SVM - Linear Kernel	0.5276	0.0000	0.5390	0.5498	0.4429	0.0570	0.0560	0.0510
dummy	Dummy Classifier	0.5184	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0250

상위 5개 모델을 후보로 놓고 Voting 하여 성능 측정

3. 모델링

과적합을 해결하기 위한 방법

1. 언더샘플링

클래스 불균형이 심한 데이터를 그대로 학습하게 되면 다수 클래스에 편향된 모델이 됨데이터셋의 크기가 줄어들기 때문에 학습시간이 감소됨정보손실의 위험이 있음 --> 앙상블 + 보팅으로 문제 해결public score 0.2.. 에서 0.6 대로 상승

2. 앙상블

여러개의 예측 모델을 결합하여 과적합을 줄이고 모델을 일반화하는 방법 앞서 고른 상위 5개 모델을 앙상블하여 모델 일반화

3. 모델 학습 시 편향되어 학습되는 요인 찾기

train 데이터에서 customer_idx = 25096 의 경우 영업 횟수 2421 모두 성공한 것으로 관측됨 train 데이터의 True 개수가 4850개 임을 생각하면 위 idx에 편향되어 학습된다고 판단됨 test 셋에 위 idx가 없는 것을 확인하였고 위 2421개 중 일부 추출하여 사용하여 과적합을 줄임(100개 추출) public score 0.7 대로 상승

4. Voting

언더샘플링 시 정보손실의 문제가 있음 False 데이터 54449 개를 랜덤셔플 후 20등분하고 True 와 합쳐 데이터셋 생성 각각 데이터셋의 모델에서의 결과를 확률로 받은 후 0, 1 클래스의 확률을 평균을 내어 최종 결과로 생성(Soft voting) Public score 0.02 정도의 상승을 보임

3. 모델링

AB test

А	A Public Score	B Public Score	В
IDX == 25096 샘플링 X	0.7188	0.7253	IDX == 25096 100개 샘플링
product_category, customer_country 열 삭제	0.7206	0.7253	product_category, customer_country 라벨 인코딩
Customer_job 전처리	0.7059	0.7253	Customer_job 기존 전처리
Customer_job 삭제	0.7202	0.7253	Customer_job 기존 전처리
언더샘플링 비율 1.5:1	0.7226	0.7253	언더샘플링 비율 1:1
Value_counts = 1 그대로	0.7211	0.7253	Value_counts = 1 etc로 대체
결측치 etc	0.7253	0.7445	결측치 none으로
Expected_timeline other로 묶기	0.7344	0.7445	Expected_timeline 그대로

모델 학습

1. GridSearchCV

최적의 하이퍼파라미터 튜닝을 위해 GridSearchCV를 이용 시간이 오래걸리지만 최적의 파라미터를 찾을 가능성이 높음

4. 결과

모델 선택

앞서 선택한 5개 모델 중 5개, 3개, 1개로 나누어 앙상블하고 public score가 가장 높았던 모델 선택 모델 1개만 사용하였을 때 성능이 가장 좋았음 - xgb

최종 결과

Public score: 0.75611 Final score: 0.76485

844팀 중 63위 (30위 팀 Final Score: 0.78086)

아쉬웠던 점, 좋았던 점

실제 현업에서 사용하는 데이터는 전처리에 많은 시간을 쏟아야 한다는 것을 느낌 과적합을 해결하기 위해 많은 고민을 했고 그 과정에서 데이터에 대한 이해와 모델에 대한 이해를 키울 수 있었음

AutoML 의 pycaret 을 일찍 적용했다면 시간을 더 효율적으로 사용했을 것 같음 임의로 설정한 값들에 대해 정확한 튜닝을 하지 못하였음(시간 및 제출 횟수 부족)



감사합니다