Machine Learning with Python

Life is too short, You need Python



실습 내용

• K-Fold Cross Validation을 사용해 모델의 성능을 예측합니다.

1.환경 준비

• 기본 라이브러리와 대상 데이터를 가져와 이후 과정을 준비합니다.

```
In [1]: # 라이브러리 불러오기
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import warnings

warnings.filterwarnings(action='ignore')
%config InlineBackend.figure_format='retina'
```

```
In [2]: # 데이터 읽어오기
path = 'https://raw.githubusercontent.com/Jangrae/csv/master/mobile_cust_churn.csv'
data = pd.read_csv(path)
```

2.데이터 이해

• 분석할 데이터를 충분히 이해할 수 있도록 다양한 탐색 과정을 수행합니다.

In [3]: # 데이터 살펴보기 data.head()

Out[3]:		id	COLLEGE	INCOME	OVERAGE	LEFTOVER	HOUSE	HANDSET_PRICE	OVER_15MINS_CALLS_PER_I
	0	1	0	31953	0	6	313378	161	
	1	2	1	36147	0	13	800586	244	
	2	3	1	27273	230	0	305049	201	
	3	4	0	120070	38	33	788235	780	
	4	5	1	29215	208	85	224784	241	
									•

데이터 설명

• COLLEGE: 대학 졸업여부

• INCOME: 연수입

OVERAGE: 월평균 초과사용 시간(분)
 LEFTOVER: 월평균 잔여시간비율(%)

• HOUSE: 집값

• HANDSET PRICE: 스마트폰 가격

• OVER_15MINS_CALLS_PER_MONTH: 월평균 장기통화(15분이상) 횟수

• AVERAGE_CALL_DURATION: 평균 통화 시간

• REPORTED SATISFACTION: 만족도 설문조사 결과

• REPORTED USAGE LEVEL: 사용도 자가진단 결과

• CONSIDERING_CHANGE_OF_PLAN: 향후 변경계획 설문조사 결과

• CHURN: 이탈(번호이동) 여부 (Target 변수)

In [4]: # 기술통계 확인 data.describe()

Out[4]:		id		INCOME	OVERAGE	LEFTOVER	HOUSE	HANDS
	count	20000.000000	20000.000000	20000.000000	20000.000000	20000.000000	20000.000000	200
	mean	10000.500000	0.502400	80281.447750	85.979550	23.898650	493155.264250	38
	std	5773.647028	0.500007	41680.586319	85.992324	26.816645	252407.884692	2
	min	1.000000	0.000000	20007.000000	-2.000000	0.000000	150002.000000	1:
	25%	5000.750000	0.000000	42217.000000	0.000000	0.000000	263714.250000	2
	50%	10000.500000	1.000000	75366.500000	59.000000	14.000000	452259.500000	37
	75%	15000.250000	1.000000	115881.750000	179.000000	41.000000	702378.000000	5.
	max	20000.000000	1.000000	159983.000000	335.000000	89.000000	999996.000000	89

3.데이터 준비

• 전처리 과정을 통해 머신러닝 알고리즘에 사용할 수 있는 형태의 데이터를 준비합니다.

1) 변수 제거

```
In [5]: # 제거 대상: id
drop_cols = ['id']
# 변수 제거
data = data.drop(drop_cols, axis=1)
# 확인
data
```

Out[5]:		COLLEGE	INCOME	OVERAGE	LEFTOVER	HOUSE	HANDSET_PRICE	OVER_15MINS_CALLS_PER_
	0	0	31953	0	6	313378	161	
	1	1	36147	0	13	800586	244	
	2	1	27273	230	0	305049	201	
	3	0	120070	38	33	788235	780	
	4	1	29215	208	85	224784	241	
	•••							
	19995	0	153252	0	23	368403	597	
	19996	1	107126	71	82	237397	609	
	19997	0	78529	0	66	172589	275	
	19998	0	78674	47	41	572406	288	
	19999	0	124697	0	0	845575	808	

20000 rows × 12 columns

2) x, y 분리

```
In [6]: # Target 설정
target = 'CHURN'

# 데이터 분리
x = data.drop(target, axis=1)
y = data.loc[:, target]
```

3) 가변수화

```
In [10]: # 가변수화 대상: REPORTED_SATISFACTION, REPORTED_USAGE_LEVEL, CONSIDERING_CHANGE_OF_PLAN dumm_cols = ['REPORTED_SATISFACTION', 'REPORTED_USAGE_LEVEL', 'CONSIDERING_CHANGE_OF_PLAN']
```

```
# 가변수화
x = pd.get_dummies(x, columns=dumm_cols, drop_first=True, dtype=int)
# 확인
x
```

Out[10]:		COLLEGE	INCOME	OVERAGE	LEFTOVER	HOUSE	HANDSET_PRICE	OVER_15MINS_CALLS_PER_
	0	0	31953	0	6	313378	161	
	1	1	36147	0	13	800586	244	
	2	1	27273	230	0	305049	201	
	3	0	120070	38	33	788235	780	
	4	1	29215	208	85	224784	241	
	•••					•••		
	19995	0	153252	0	23	368403	597	
	19996	1	107126	71	82	237397	609	
	19997	0	78529	0	66	172589	275	
	19998	0	78674	47	41	572406	288	
	19999	0	124697	0	0	845575	808	

20000 rows × 20 columns

4) 학습용, 평가용 데이터 분리

In [11]: # 모듈 불러오기

from sklearn.model_selection import train_test_split

7:3으로 분리

x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.3, random_state=1)

5) 정규화

In [12]: # 모듈 불러오기

from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

정규화

scaler = MinMaxScaler()
scaler.fit(x train)

x_train_s = scaler.transform(x_train)
x_test_s = scaler.transform(x_test)

4.성능 예측

- K분할 교차 검증 방법으로 모델 성능을 예측합니다.
- cross_val_score(model, x_train, y_train, cv=n) 형태로 사용합니다.
- cv 옵션에 k값(분할 개수, 기본값=5)을 지정합니다.

- cross val score 함수는 넘파이 배열 형태의 값을 반환합니다.
- cross val score 함수 반환 값의 평균을 해당 모델의 예측 성능으로 볼 수 있습니다.

1) KNN

```
In [17]: # 불러오기
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.model_selection import cross_val_score

# 선언하기
model = KNeighborsClassifier()

# 검증하기
cv_score = cross_val_score(model, x_train_s, y_train, cv=10)

# 확인
print('KNN:',cv_score.mean())

# 저장
result = {}
result['KNN'] = cv_score.mean()
print(result)

KNN: 0.5972857142857143
```

2) Decision Tree

{'KNN': 0.5972857142857143}

```
In [18]: ## 불러오기
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.model_selection import cross_val_score

# 선언하기
model = DecisionTreeClassifier(random_state=1)

# 검증하기
cv_score = cross_val_score(model, x_train, y_train, cv=10)

# 확인
print(cv_score.mean())

# 예측 결과 저장
result['Decision Tree'] = cv_score.mean()

# 확인
print(result)

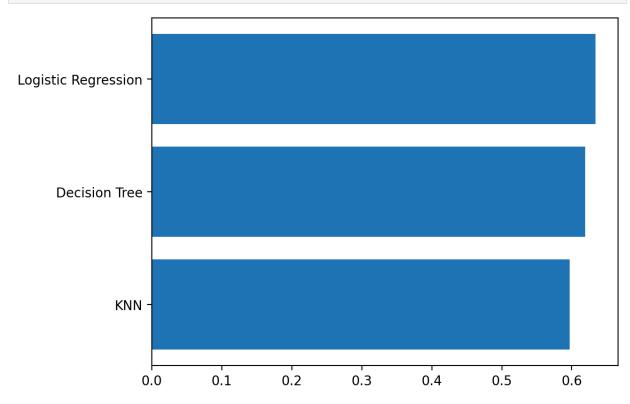
0.6188571428571429
{'KNN': 0.5972857142857143, 'Decision Tree': 0.6188571428571429}
```

3) Logistic Regression

```
In [19]: # 불러오기
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.model_selection import cross_val_score

# 선언하기
model = LogisticRegression()
```

```
# 검증하기
          cv_score = cross_val_score(model, x_train, y_train, cv=10)
          print(cv_score)
          print(cv_score.mean())
          # 예측결과 저장
          result['Logistic Regression'] = cv_score.mean()
          print(result)
          [0.62642857 0.63
                                 0.63142857 0.64285714 0.62571429 0.62571429
           0.64928571 0.63642857 0.65285714 0.62142857]
          0.6342142857142857
          {'KNN': 0.5972857142857143, 'Decision Tree': 0.6188571428571429, 'Logistic Regression': 0.6342
          142857142857}
In [20]: # 시각화
          #plt.barh(y=result.keys(), width=result.values(), data=data)
          plt.barh(y=list(result), width=result.values(), data=data)
          plt.show()
```



```
In [21]: # 성능 평가
from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report
# 모델 선언
model = LogisticRegression()
# 학습
model.fit(x_train, y_train)
# 예측
y_pred = model.predict(x_test)
# 평가
```

```
print(confusion_matrix(y_test, y_pred))
print(classification_report(y_test, y_pred))
```

```
[1104 1961]]
              precision
                           recall f1-score
                                              support
       LEAVE
                   0.62
                             0.61
                                       0.62
                                                  2935
        STAY
                   0.63
                             0.64
                                       0.64
                                                  3065
                                       0.63
                                                  6000
    accuracy
   macro avg
                   0.63
                             0.63
                                       0.63
                                                  6000
weighted avg
                   0.63
                                       0.63
                                                  6000
                             0.63
```

In []:

[[1795 1140]