연습문제 2번 풀이 - 타이타닉 생존률 분석

#01. 데이터 준비

패키지 참조

```
from pandas import read_excel, DataFrame, merge, get_dummies
from matplotlib import pyplot as plt
from statsmodels.stats.anova import anova_lm
from scipy import stats
import numpy as np
from patsy import dmatrix
import seaborn as sb
import sys
import os

sys.path.append(os.path.dirname(os.path.dirname(os.getcwd())))
from helper import my_logit, scalling
```

그래프 설정

```
plt.rcParams["font.family"] = 'AppleGothic' if sys.platform == 'darwin'
plt.rcParams["font.size"] = 12
```

```
plt.rcParams["figure.figsize"] = (10, 5)
plt.rcParams["axes.unicode_minus"] = False
```

데이터셋 준비

```
df = read_excel("https://data.hossam.kr/E05/titanic.xlsx")
df.head()
```

	PassengerId	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	
0	1	0	3	Braund, Mr. Owen Harris	male	22.0	1	0	A/ 21
1	2	1	1	Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Th...	female	38.0	1	0	PC
2	3	1	3	Heikkinen, Miss. Laina	female	26.0	0	0	ST 31
3	4	1	1	Futrelle, Mrs. Jacques	female	35.0	1	0	11

	PassengerId	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	
				Heath (Lily May Peel)					
4	5	0	3	Allen, Mr. William Henry	male	35.0	0	0	37

데이터 전처리

결측치 확인

```
df.isna().sum()
```

```
PassengerId      0
Survived         0
Pclass           0
Name             0
Sex              0
Age            177
SibSp            0
Parch            0
Ticket           0
Fare             0
Cabin          687
```

```
Embarked         2
dtype: int64
```

결측치 정제

객실번호

선실이 부여되지 않은 경우 객실 등급에 따른 차이가 있는지 여부를 확인

```
df_tmp = df.filter(['Pclass', 'Cabin']).query('Cabin.isnull()')
df_tmp.fillna(0, inplace=True)
df_tmp.groupby('Pclass').count()
```

	Cabin
Pclass	
1	40
2	168
3	479

> 객실 번호는 생존 여부에 영향이 없을 것으로 판단하고 변수 자체를 제거 (열단위 제거)

```
df1 = df.drop('Cabin', axis=1)
df1.head()
```

	PassengerId	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	
0	1	0	3	Braund, Mr. Owen Harris	male	22.0	1	0	A/ 21
1	2	1	1	Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Th...	female	38.0	1	0	PC
2	3	1	3	Heikkinen, Miss. Laina	female	26.0	0	0	ST 31
3	4	1	1	Futrelle, Mrs. Jacques Heath (Lily May Peel)	female	35.0	1	0	11
4	5	0	3	Allen, Mr. William Henry	male	35.0	0	0	37

탑승지

탑승지 데이터가 결측치인 경우는 2건 밖에 되지 않기 때문에 데이터 정제 과정에서 제거 (행단위)

```
df2 = df1.query('Embarked.notnull()')
df2.head()
```

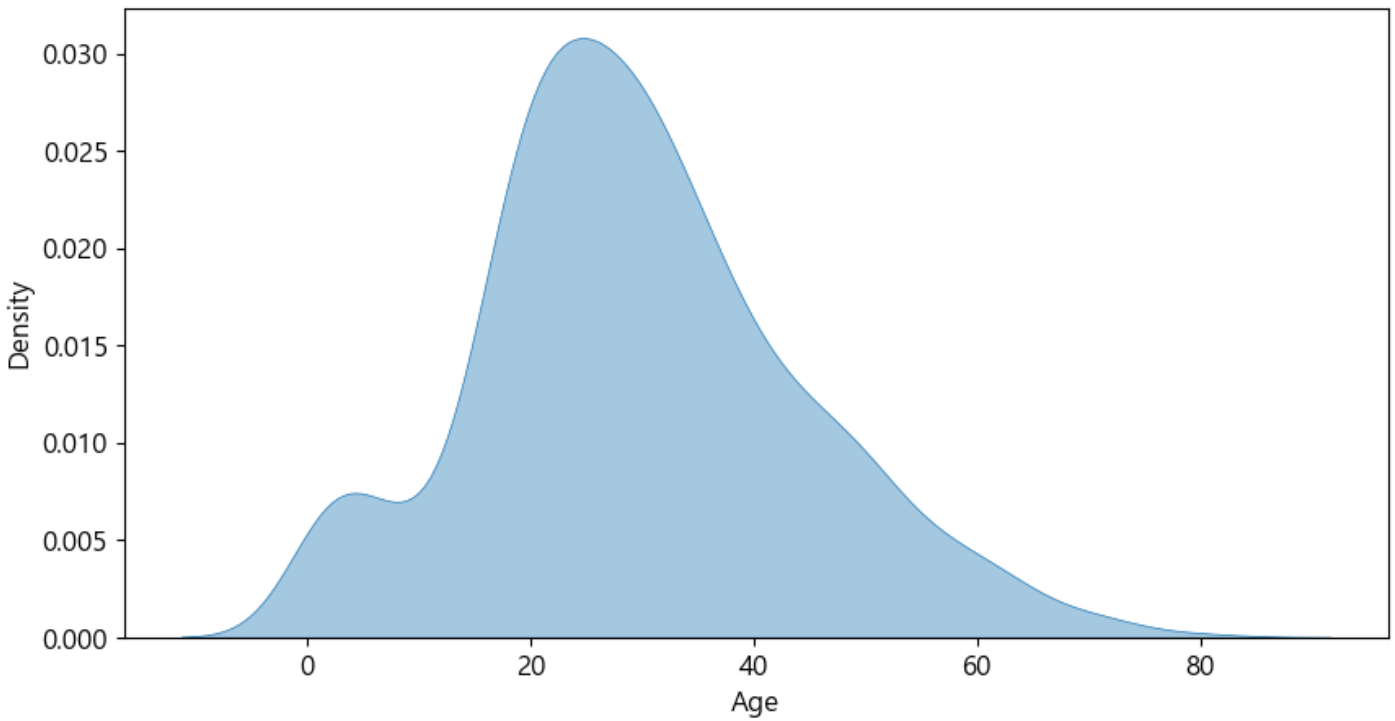
	PassengerId	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	
0	1	0	3	Braund, Mr. Owen Harris	male	22.0	1	0	A/ 21
1	2	1	1	Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Th...	female	38.0	1	0	PC
2	3	1	3	Heikkinen, Miss. Laina	female	26.0	0	0	ST 31
3	4	1	1	Futrelle, Mrs. Jacques Heath (Lily May Peel)	female	35.0	1	0	11

	PassengerId	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	
4	5	0	3	Allen, Mr. William Henry	male	35.0	0	0	37

나이

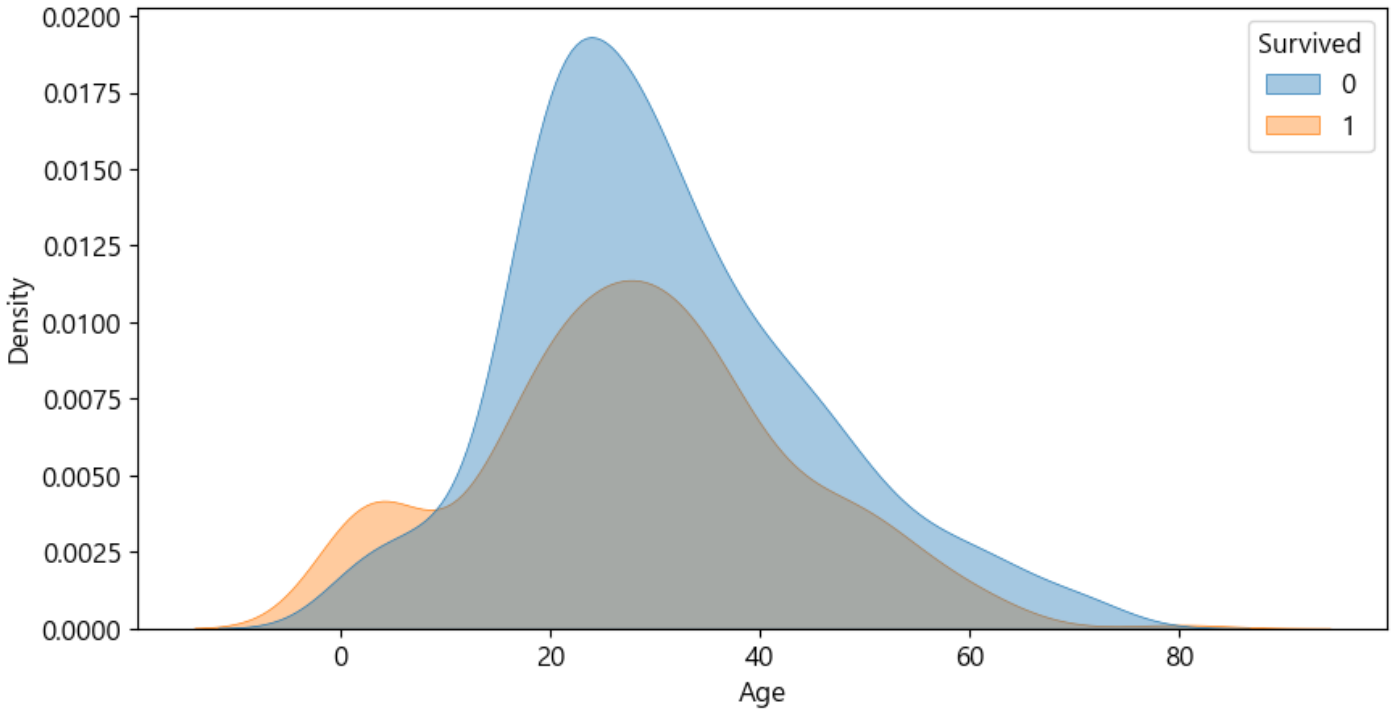
연령분포에 대한 커널밀도 그래프

```
plt.rcParams["font.size"] = 12

plt.figure(figsize=(10, 5))
sb.kdeplot(data=df2, x='Age', fill=True, alpha=0.4, linewidth=0.5)
plt.show()
plt.close()
```



> 20~40 사이의 연령층이 가장 많이 분포되어 있음을 알 수 있다. 60대 이상의 노년층 보다는 10세 이하의 어린이가 더 많이 탑승했음을 알 수 있다.

```
plt.rcParams["font.size"] = 12

plt.figure(figsize=(10, 5))
sb.kdeplot(data=df2, x='Age', hue='Survived', fill=True, alpha=0.4, line
plt.show()
plt.close()
```



> 어린이와 청소년층의 경우 사망자 대비 생존자가 더 많이 분포 된 것이 확인된다. 20세 이상~30세 정도의 연령층과 60세 이상의 노년층에서는 사망자가 더 많이 분포된 것이 확인된다.
>
> 위 내용으로 미루어 보아 나이는 생존 여부에 영향을 주는 요인으로 판단되어 결측치를 대체하기로 결정

나이를 중앙값으로 대체

나이의 경우 탑승객의 생존 여부에 중요한 영향을 미치는 요인이라고 짐작하고 삭제하지 않기로 결정하였다.

연속형 데이터의 결측치를 대체하기에 가장 적합한 값은 중앙값이므로 중앙값으로 대체한다.

```
df3 = df2.copy()
df3['Age'].fillna(df3['Age'].median(), inplace=True)
```

```
df3.isna().sum()
```

```
PassengerId    0
Survived       0
Pclass         0
Name           0
Sex            0
Age            0
SibSp          0
Parch          0
Ticket         0
Fare           0
Embarked       0
dtype: int64
```

불필요한 필드 제거

탑승객 번호

탑승객 번호는 단순한 일련번호 이므로 생존률에 영향을 주지 않는 값이라고 판단하고 이 값을 인덱스로 설정하였다.

```
df4 = df3.set_index("PassengerId")
df4.head()
```

	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Tic
PassengerId								
1	0	3	Braund, Mr. Owen Harris	male	22.0	1	0	A/5 21171
2	1	1	Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Th...	female	38.0	1	0	PC 175
3	1	3	Heikkinen, Miss. Laina	female	26.0	0	0	STON/ 310128
4	1	1	Futrelle, Mrs. Jacques Heath (Lily May Peel)	female	35.0	1	0	113803
5	0	3	Allen, Mr. William Henry	male	35.0	0	0	373450

이름과 티켓번호

생존 여부에 영향을 주지 않는다고 판단하고 제거

```
df5 = df4.drop(['Name', 'Ticket'], axis=1)
df5.head()
```

	Survived	Pclass	Sex	Age	SibSp	Parch	Fare	Embarked
PassengerId								
1	0	3	male	22.0	1	0	7.2500	S
2	1	1	female	38.0	1	0	71.2833	C
3	1	3	female	26.0	0	0	7.9250	S
4	1	1	female	35.0	1	0	53.1000	S
5	0	3	male	35.0	0	0	8.0500	S

더미변수 처리

```
cda_df = get_dummies(df5, columns=['Pclass', 'Sex', 'Embarked'], drop_fi
cda_df.head()
```

	Survived	Age	SibSp	Parch	Fare	Pclass_2	Pclass_3	Sex_m
PassengerId								
1	0	22.0	1	0	7.2500	0	1	1

	Survived	Age	SibSp	Parch	Fare	Pclass_2	Pclass_3	Sex_m
PassengerId								
2	1	38.0	1	0	71.2833	0	0	0
3	1	26.0	0	0	7.9250	0	1	0
4	1	35.0	1	0	53.1000	0	0	0
5	0	35.0	0	0	8.0500	0	1	1

탐색적 데이터 분석을 위한 데이터 타입 변환

dummy 변수 처리 전 상태에서 명목형 변수를 category 타입으로 변환

```
eda_df = df5.astype({'Survived':'category', 'Pclass': 'category', 'Sex':
eda_df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Index: 889 entries, 1 to 891
Data columns (total 8 columns):
 #   Column    Non-Null Count  Dtype
---  ------    --------------  -----
 0   Survived  889 non-null    category
 1   Pclass    889 non-null    category
 2   Sex       889 non-null    category
 3   Age       889 non-null    float64
```

```
 4   SibSp     889 non-null    int64
 5   Parch     889 non-null    int64
 6   Fare      889 non-null    float64
 7   Embarked  889 non-null    category
dtypes: category(4), float64(2), int64(2)
memory usage: 38.7 KB
```

탐색적 데이터 분석

기초 통계량 확인

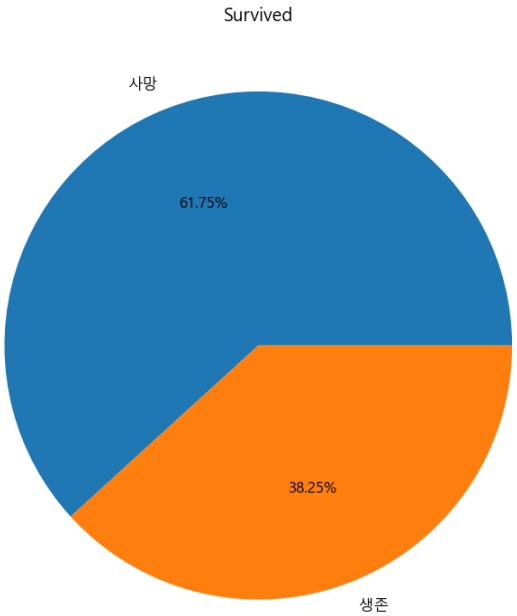
```
eda_df.describe()
```

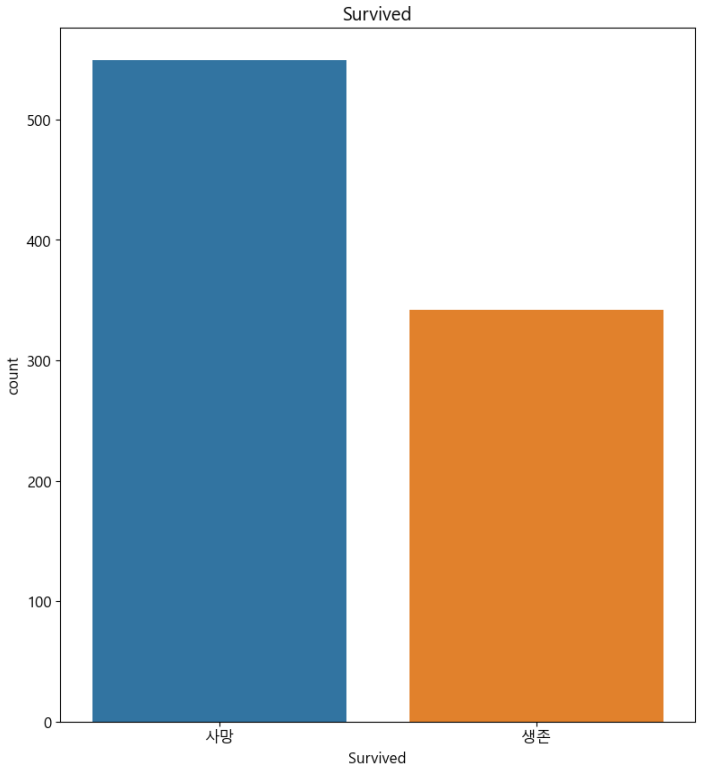
	Age	SibSp	Parch	Fare
count	889.000000	889.000000	889.000000	889.000000
mean	29.315152	0.524184	0.382452	32.096681
std	12.984932	1.103705	0.806761	49.697504
min	0.420000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	22.000000	0.000000	0.000000	7.895800
50%	28.000000	0.000000	0.000000	14.454200
75%	35.000000	1.000000	0.000000	31.000000
max	80.000000	8.000000	6.000000	512.329200

> 각 요인간의 범위가 크게 다르기 때문에 데이터 표준화가 필요한 것으로 판단된다.

생존률 확인하기

```
fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(1, 2, figsize=(20, 10), dpi=100)

vc = eda_df['Survived'].value_counts()
ax1.pie(vc, labels=['사망', '생존'], autopct='%1.2f%%')
ax1.set_title('Survived')
ax1.set_ylabel('')

sb.countplot(x=df['Survived'], ax=ax2)
ax2.set_title('Survived')
ax2.set_xticks([0, 1])
ax2.set_xticklabels(['사망', '생존'])

plt.show()
plt.close()
```





각 선실별 생존자 확인

각 선실별 탑승객 수

```
pclass_total_df = eda_df.filter(['Pclass', 'Survived']).groupby('Pclass'
pclass_total_df
```

	Survived
Pclass	
1	214
2	184
3	491

각 선실별 생존자 수

```
pclass_surv_df = eda_df.filter(['Pclass', 'Survived']).query('Survived==
pclass_surv_df
```

	Survived
Pclass	
1	134
2	87
3	119

각 선실별 생존자 비율

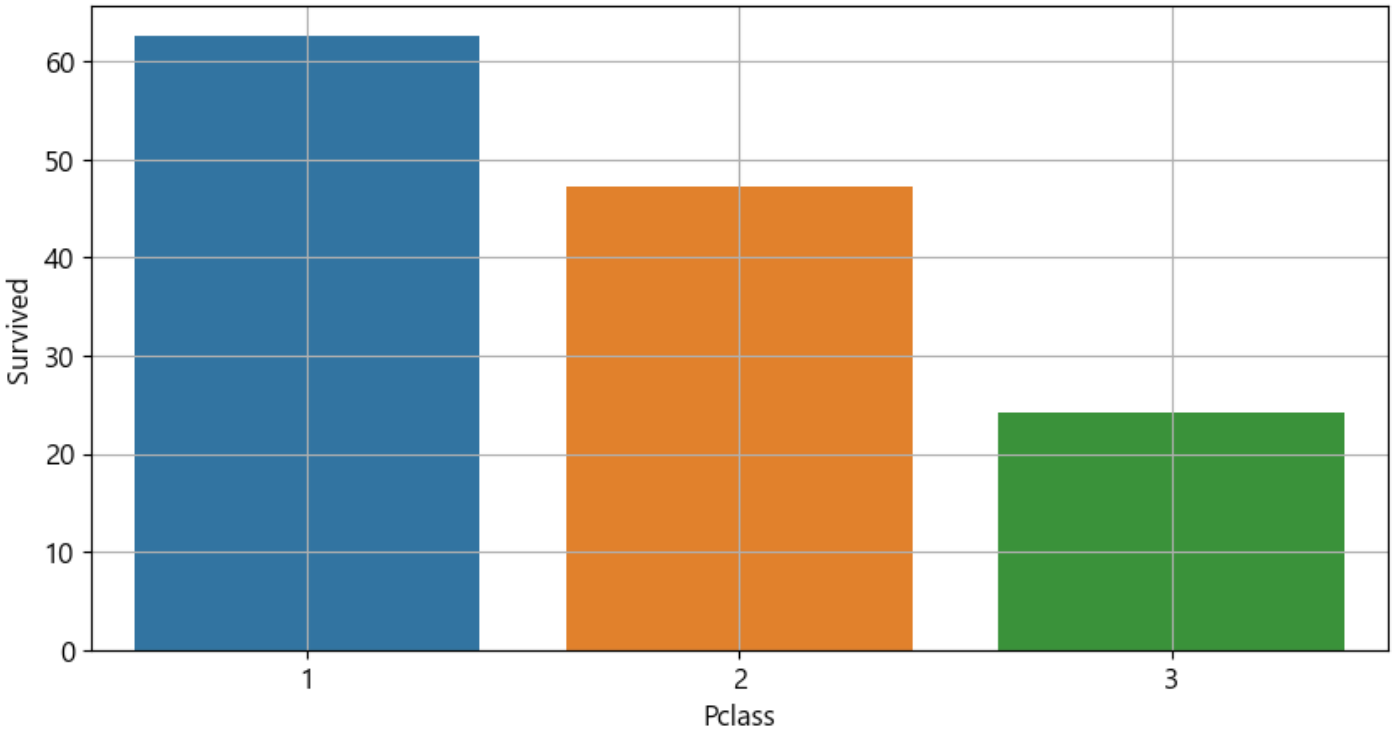
```
ratio = (pclass_surv_df['Survived'] / pclass_total_df['Survived']) * 100
ratio
```

```
Pclass
1    62.616822
2    47.282609
3    24.236253
Name: Survived, dtype: float64
```

> 탑승객이 가장 많았던 3등급 객실의 생존자 비율은 24.2%밖에 되지 않고, 탑승객 비율이 크게 높지 않은 1등급 객실의 경우 약 63%의 승객이 생존했다

각 선실별 생존자 비율 시각화

```
plt.figure()
sb.barplot(x=ratio.index, y=ratio)
plt.grid()
plt.ylabel('Survived')
plt.show()
plt.close()
```

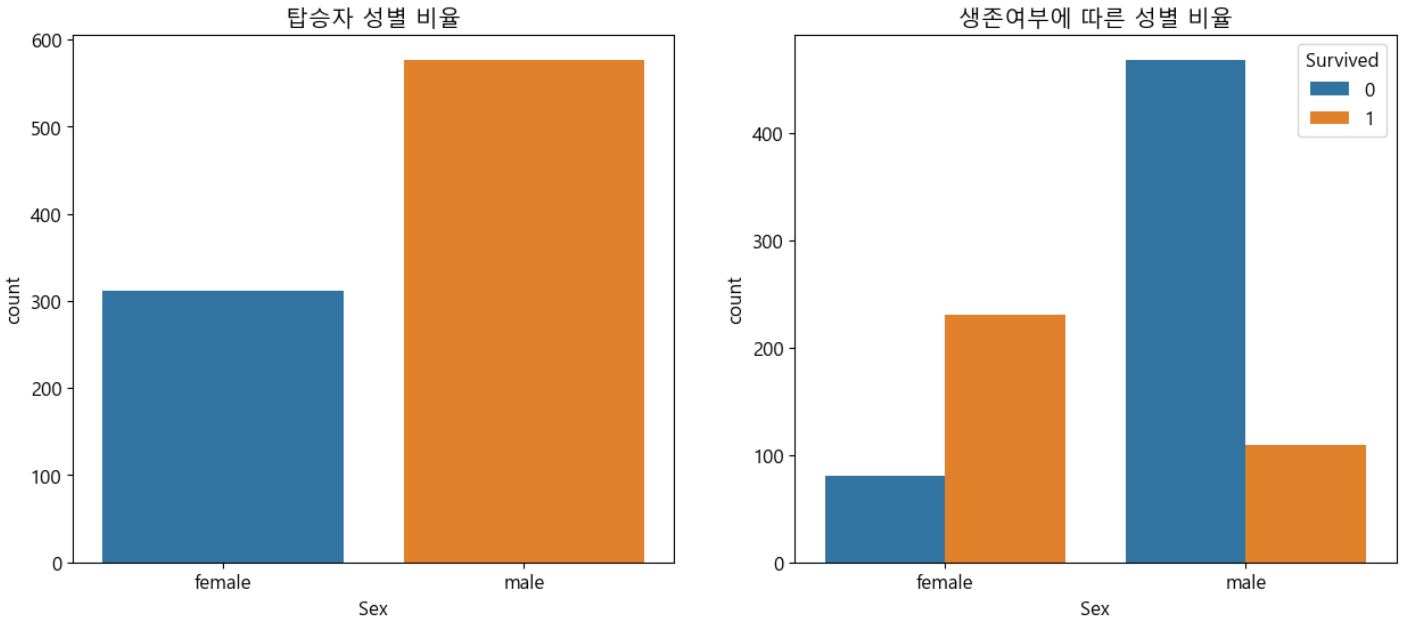


> 부유층이 많이 탑승했을 것으로 예상되는 1등급 객실의 생존비율이 가장 높은 것을 알 수 있다.

성별에 따른 생존률

```
f, ax = plt.subplots(1,2, figsize=(15, 6))

sb.countplot(x='Sex',data=eda_df, ax=ax[0])
ax[0].set_title('탑승자 성별 비율')

sb.countplot(x='Sex',hue='Survived', data=eda_df, ax=ax[1])
ax[1].set_title('생존여부에 따른 성별 비율')
```

```
plt.show()
plt.close()
```



> 왼쪽의 그래프를 보면 전체 탑승객의 성비는 남자가 더 높은것으로 나타난다. 하지만 성별에 따른 생존률 비율은 여자가 더 높은 비율로 생존하였고, 남자의 생존 비율은 전체 탑승객 수 대비 현저히 낮은 것으로 파악되었다.

로지스틱 회귀

분석 수행

```
x = list(cda_df.columns)
x.remove('Survived')
logit_result = my_logit(cda_df, y='Survived', x=x)
print(logit_result.summary)
```

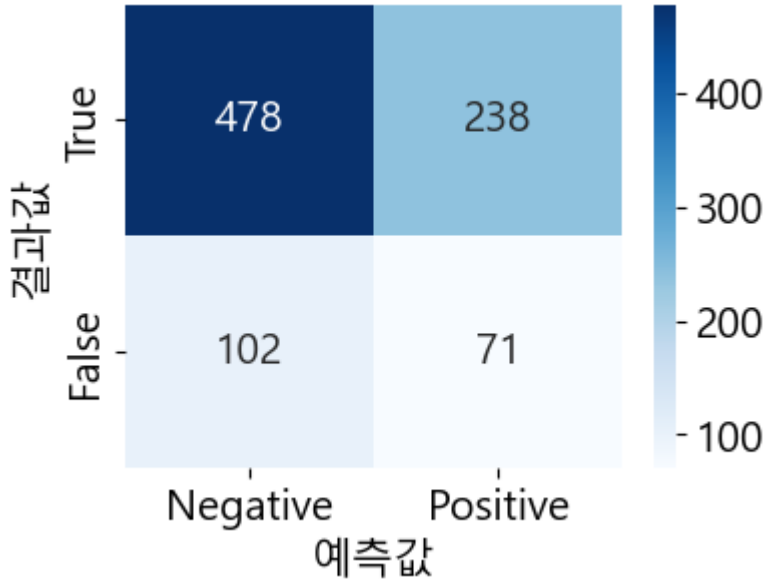
```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.441182
         Iterations 6
                           Logit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                Survived   No. Observations:
Model:                           Logit   Df Residuals:
Method:                            MLE   Df Model:
Date:                Tue, 01 Aug 2023   Pseudo R-squ.:
Time:                        12:04:19   Log-Likelihood:                -
converged:                       True   LL-Null:                       -
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 3.0
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025
------------------------------------------------------------------------------
Intercept      4.0625      0.473      8.594      0.000       3.136
Age           -0.0388      0.008     -4.922      0.000      -0.054
SibSp         -0.3205      0.109     -2.939      0.003      -0.534
Parch         -0.0913      0.119     -0.768      0.442      -0.324
Fare           0.0023      0.002      0.936      0.349      -0.003
Pclass_2      -0.9119      0.297     -3.066      0.002      -1.495
Pclass_3      -2.1441      0.298     -7.203      0.000      -2.728
Sex_male      -2.7103      0.201    -13.469      0.000      -3.105
Embarked_Q    -0.0577      0.381     -0.151      0.880      -0.805
Embarked_S    -0.4401      0.240     -1.837      0.066      -0.910
==============================================================================
```

혼동행렬

```
logit_result.cmdf
```

	Negative	Positive
True	478	238
False	102	71

```
plt.rcParams["figure.figsize"] = (4, 3)
plt.rcParams["font.size"] = 15

sb.heatmap(logit_result.cmdf, annot = True, fmt = 'd',cmap = 'Blues')
plt.xlabel('예측값')
plt.ylabel('결과값')
plt.show()
```



평가 지표

```
logit_result.result_df
```

	설명력 (Pseudo-Rsqe)	정확도 (Accuracy)	정밀도 (Precision)	재현율 (Recall, TPR)	위양성율 (Fallout, FPR)	특이성 (Specificity, TNR)	RAS
0	0.336819	0.805399	0.770227	0.7	0.129326	0.870674	0.785337

실제 데이터 예측해 보기

```
test_df = DataFrame({
    'dicaprio': [19, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0],  # 영화속 남자 주인공 데이터
    'winslet': [17, 1, 1, 100, 0, 0, 0, 0, 1], # 영화속 여자 주인공 데이터
    'me': [41, 1, 0, 60, 1, 0, 1, 1, 0]  # 임의의 데이터
}, index=['Age', 'SibSp', 'Parch', 'Fare', 'Pclass_2', 'Pclass_3', 'Sex_

vdf = test_df.T
vdf
```

	Age	SibSp	Parch	Fare	Pclass_2	Pclass_3	Sex_male	Embarked_Q
dicaprio	19	0	0	0	0	1	1	1
winslet	17	1	1	100	0	0	0	0
me	41	1	0	60	1	0	1	1

```
result = logit_result.fit.predict(vdf)
result
```

```
dicaprio    0.169957
winslet     0.941705
me          0.199644
dtype: float64
```

```
for i, v in enumerate(result.index):
    print("%s님의 생존 확률은 %.2f%% 입니다." % (v, result[i]*100))
```

```
dicaprio님의 생존 확률은 17.00% 입니다.
winslet님의 생존 확률은 94.17% 입니다.
me님의 생존 확률은 19.96% 입니다.
```