

# Understanding Data Characteristics

데이터 분석을 시작하기전, 다루고 있는 데이터를 철저히 이해해야 한다.!

다루는 데이터에 대한 철저한 이해는 분석 방법을 선택하고 적용하는 것의 기반이 된다. 고려해야할 특성들은 아래와 같다.

- 데이터 타입 : 데이터의 타입이 이산적인지, 비율인지, 명목형 등등 중에서 어떤 것인지 아는것은 올바른 분석법을 선택하는 데에 핵심이다.
- 데이터의 분산 : 분산의 범위와 모양은 어떤 분석이 적절한지 선택하는 데에 큰 영향을 미친다.
- 변수들간의 관계 : 변수들간의 상관관계 역시 올바른 분석법을 선택하는데 가이드의 역할을 한다.

## Data Types

데이터의 타입은 크게 Univariate Data(단변량 데이터)와 Multivariate Data(다변량 데이터)로 나뉜다. 이 두가지 분석 모두에서 올바르게 데이터의 특성을 이해하는 것은 분석법과 분석기술 선택에 있어서 중요하다. 아래에 두가지 방법론에 대해 설명한다.

### Univariate Data(단변량 데이터)

단일 변수 분석, 데이터를 설명하고 그 안에서 발생하는 패턴을 찾는 것이 주 목적이다. 주요 유형은 다음과 같다.

Nominal (Categorical) Data : 명목(범주형) 데이터

- 자연적인 순서가 없는 카테고리나 그룹
- eg. 성별, 음식 종류, 혈액형 등등

- 데이터 예시 : 선호하는 애완동물의 종류에 대한 Survey 답변

- 데이터 포인트 : {개, 고양이, 앵무새, 이구아나}
- 분석 : 각 데이터의 갯수/퍼센트 파악

Ordinal Data : 서열 데이터

- 명목 데이터와 유사하지만 데이터간 논리적이거나 자연적인 순서가 있는 데이터
- 카테고리 간의 간격이 반드시 동일하지는 않는다.
- eg. 교육수준(고등학교, 학사, 석사, 박사), 만족도(매우불만족-불만족-보통-만족-매우만족)

- 데이터 예시 : 상품에 대한 평점(1점~5점)

- 데이터 포인트 : {1 (Very Unsatisfied), 2 (Unsatisfied), 3 (Neutral), 4 (Satisfied), 5 (Very Satisfied)}
- 분석 : Median rating or distribution of satisfaction levels.

Interval Data : 간격 데이터

- 두 값 사이의 거리가 의미 있는숫자 데이터
- 진정한 영점은 없다.(0이 없음을 의미하지 않는다)

- eg. 화씨, 섭씨온도. 0도가 온도가 없다는걸 의미하진 X

- 데이터 예시 : 각 도시별 현재 온도

- 데이터 포인트 : {New York: 20°C, Los Angeles: 25°C, Chicago: 15°C, Miami: 30°C}
- 분석 : 평균 온도, 온도 분포, 각 도시별 온도 비교

### Ratio Data : 비율 데이터

- 숫자 데이터이며 간격데이터와 유사하지만, 의미있는 0의 값을 가진다.
- 비율의 계산이 가능하다.
- eg. 키, 무게, 나이, 소득(소득이 0 = 소득이 없음)

- 데이터 예시 : 학생들의 키 조사

- 데이터 포인트 : {170 cm, 160 cm, 165 cm, 175 cm, 180 cm}
- 분석 : 평균 키, 키 분포, 가장 큰 키와 작은 키 식별

### Multivariate Data(다변량 데이터)

- 다변량 데이터는 한번에 둘 이상의 변수를 분석하여 변수 간의 관계와 패턴을 검토할 수 있는 데이터이다.
- 각각의 단변량데이터(Nominal, Ordinal, Interval, Ratio)데이터간의 조합으로 이루어져 있다.

### Survey Data : 설문조사 데이터

- 다양한 데이터타입의 응답이 모여있는 survey 데이터. 예를 들어 나이(ratio), 성별(nominal), 소득 수준(ratio), 만족도 조사(ordinal), 그리고 서비스 사용빈도(ratio)이다.
- 다양한 변수를 함께 고려하여 고객들의 선호와 행동에 대한 insight를 얻을 수 있다.

- 데이터 예시 : 성별, 선호하는 애완동물 유형, 만족도 평가를 포함한 설문조사 응답

- 데이터 포인트 : 각 응답자의 데이터는 {Gender: Female, Pet Preference: Cat, Satisfaction: 4 (Satisfied)}와 같을 수 있다.
- 분석 : 성별과 애완동물 선호 사이의 관계 또는 다양한 애완동물 선호도 간의 만족도 수준 확인.

### Health Data : 건강 데이터

- 의학 연구에서는 환자의 나이(ratio), 성별(nominal), 혈압(ratio), 콜레스테롤 수치(ratio), 그리고 질병분류(nominal)와 같은 다변량 데이터를 자주 수집한다.
- 연구자들은 생활 습관 요인과 건강 결과 사이의 관계를 탐구할 수 있다.

- 데이터 예시 : 환자의 나이, 성별, 혈압, 질병 분류

- 데이터 포인트 : 환자 기록은 {나이: 45, 성별: 남성, 혈압: 120/80 mmHg, 질병: 고혈압}일 수 있다.
- 분석 : 나이, 혈압, 고혈압의 유병률 사이의 상관관계 조사; 성별에 따른 차이 분석

### Financial Data : 재무 데이터

- 재무 분석가들은 회사의 수익(ratio), 이익률(ratio), 시장 점유율(ratio), 그리고 산업분류(nominal) to identify와 같은 다양한 변수를 검토하여 재무 성과를 이끄는 요인들을 식별할 수 있다.

- 데이터 예시 : 회사의 연간 수익, 이익률, 산업 분류

- 데이터 포인트 : 회사 데이터는 {수익: \$10M, 이익률: 15%, 산업종류: 기술산업}과 같을 수 있다.
- 분석 : 산업별 재무 건전성 분석; 기술 및 비기술 분야 간의 수익과 이익률 비교

## Environmental Data : 환경 데이터

- 환경 변화에 대한 연구는 온도(interval), 강수량(ratio), 오염 수준(ratio), 그리고 다양한 지역 및 시간에 따른 식생 유형(nominal)과 같은 변수를 포함할 수 있다.

- 데이터 예시 : 다양한 지역의 월 평균 온도, 강수량, 식생 유형

- 데이터 포인트 : 지역 데이터는 {온도: 22°C, 강수량: 120 mm, 식생: 숲}일 수 있다.
- 분석 : 기후 패턴 및 그것이 식생 유형에 미치는 영향 연구; 지역 간 환경 요인 비교

# Data Visualization - Seaborn

- 데이터의 특성을 이해하고 시각화 기술을 사용하는 것은 데이터 분석에서 필수적인 프로세스이다.
- 파이썬에서는 matplotlib, seaborn, plotly 등 다양한 시각화 라이브러리를 지원하는데, 그 중에서도 자주 활용되는 seaborn library에 대해 코드와 함께 아래에 정리한다.
- Seaborn라이브러리는 통계 그래픽을 좀 더 직관적이고 간결하게 생성해주는 파이썬 라이브러리이다.
- [Seaborn라이브러리](#) 페이지에서 자세한 plot 종류와 설명을 확인할 수 있다.

## import & data 확인

### library import

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import rcParams
import seaborn as sns
import warnings
```

### load titanic dataset

```
# Data load(titanic)
df_titanic=sns.load_dataset('titanic')
```

### Use .head(), .info(), .describe() for understanding dataset

```
# Understanding data
print(df_titanic.head())
print(df_titanic.info())
print(df_titanic.describe())
```

- Pandas 라이브러리에서 DataFrame 객체를 다룰 때 사용되는 메서드들이다.
- 각각의 목적과 결과는 아래에 설명했다.

### df\_titanic.head()

```

survived  pclass    sex  age  sibsp  parch    fare embarked  class  #
0         0        3  male  22.0    1     0    7.2500         S  Third
1         1        1 female  38.0    1     0   71.2833         C  First
2         1        3 female  26.0    0     0    7.9250         S  Third
3         1        1 female  35.0    1     0   53.1000         S  First
4         0        3  male  35.0    0     0    8.0500         S  Third

who  adult_male  deck  embark_town  alive  alone
0   man         True  NaN  Southampton  no  False
1  woman        False   C   Cherbourg  yes  False
2  woman        False  NaN  Southampton  yes  True
3  woman        False   C   Southampton  yes  False
4   man         True  NaN  Southampton  no  True

```

- DataFrame의 상위 n개의 행을 반환한다. 기본값으로는 상위 5개의 행을 보여준다.
- 데이터셋의 처음 몇 개의 행을 빠르게 살펴보고 싶을 때 사용한다.
- 이를 통해 데이터의 구조, 변수의 데이터 타입, 결측치나 이상치의 존재 여부 등을 초기에 파악할 수 있다.

### df\_titanic.info()

```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 891 entries, 0 to 890
Data columns (total 15 columns):
#   Column          Non-Null Count  Dtype
---  -
0   survived        891 non-null    int64
1   pclass          891 non-null    int64
2   sex             891 non-null    object
3   age            714 non-null    float64
4   sibsp          891 non-null    int64
5   parch          891 non-null    int64
6   fare           891 non-null    float64
7   embarked        889 non-null    object
8   class          891 non-null    category
9   who            891 non-null    object
10  adult_male      891 non-null    bool
11  deck           203 non-null    category
12  embark_town     889 non-null    object
13  alive          891 non-null    object
14  alone          891 non-null    bool
dtypes: bool(2), category(2), float64(2), int64(4), object(5)
memory usage: 80.7+ KB
None

```

- DataFrame에 대한 요약 정보를 출력한다.
- 이 메서드는 인덱스의 범위, 컬럼 이름, 컬럼별 데이터 타입, 비결측치(non-null) 값의 개수, 메모리 사용량 등을 보여준다.

- 데이터셋의 구조적인 정보를 파악하고 싶을 때 사용한다.
- 각 컬럼의 데이터 타입과 결측치의 유무를 빠르게 확인할 수 있어 데이터 전처리 과정에서 유용하게 사용한다.

### df\_titanic.describe()

	survived	pclass	age	sibsp	parch	fare
count	891.000000	891.000000	714.000000	891.000000	891.000000	891.000000
mean	0.383838	2.308642	29.699118	0.523008	0.381594	32.204208
std	0.486592	0.836071	14.526497	1.102743	0.806057	49.693429
min	0.000000	1.000000	0.420000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	0.000000	2.000000	20.125000	0.000000	0.000000	7.910400
50%	0.000000	3.000000	28.000000	0.000000	0.000000	14.454200
75%	1.000000	3.000000	38.000000	1.000000	0.000000	31.000000
max	1.000000	3.000000	80.000000	8.000000	6.000000	512.329200

- DataFrame의 각 수치형(numerical) 컬럼에 대한 기술 통계를 요약하여 보여준다.
- 기본적으로 count(개수), mean(평균), std(표준편차), min(최소값), 25%, 50%(중앙값), 75%, max(최대값) 등의 통계량을 포함한다.
- 추가로 include와 exclude 매개변수를 사용해 분석하고자 하는 데이터 타입을 지정할 수 있다.
- 데이터셋의 수치형 변수들에 대한 기본적인 통계적 분석을 하고 싶을 때 사용한다.
- 이 메서드를 통해 데이터의 분포, 중심 경향성, 변동성 등을 빠르게 파악할 수 있으며, 이상치의 존재 여부를 짐작해볼 수도 있다.

### df\_titanic[column\_name].value\_counts()

각 컬럼별 분포를 간단히 확인할때 사용한다.

```
# DataFrame[column name].value_counts()
print(df_titanic['survived'].value_counts()) # 0:Dead, 1:survived
print(df_titanic['sex'].value_counts()) # male/female
print(df_titanic['age'].value_counts())
print(df_titanic['fare'].value_counts())
print(df_titanic['class'].value_counts()) # First, second, third
print(df_titanic['who'].value_counts()) # man, woman, child
```

```

0    549
1    342
Name: survived, dtype: int64
male    577
female  314
Name: sex, dtype: int64
24.00    30
22.00    27
18.00    26
19.00    25
28.00    25

..
36.50     1
55.50     1
0.92      1
23.50     1
74.00     1
Name: age, Length: 88, dtype: int64

```

## titanic dataset

실제 데이터셋 각 컬럼의 설명은 아래와 같다.

- Survived: 생존 여부 (0 = 사망, 1 = 생존)
- Pclass: 객실 등급 (1 = 1등석, 2 = 2등석, 3 = 3등석)
- Sex: 성별 (male = 남성, female = 여성)
- Age: 나이
- SibSp: 동반한 형제자매/배우자 수
- Parch: 동반한 부모/자녀 수
- Fare: 요금
- Embarked: 탑승 항구 (C = 셰르부르, Q = 퀸스타운, S = 사우샘프턴)
- Class: 객실 등급 (First = 1등석, Second = 2등석, Third = 3등석)
- Who: 인물 구분 (man, woman, child)
- Adult\_Male: 성인 남성 여부 (True = 성인 남성, False = 그 외)
- Deck: 객실 번호 첫 글자 (A, B, C, D, E, F, G)
- Embark\_Town: 탑승지 명칭 (Cherbourg, Queenstown, Southampton)
- Alive: 생존 여부 (no = 사망, yes = 생존)
- Alone: 혼자 탑승 여부 (True = 혼자 탑승, False = 가족 동반)

## Relational Plots

- Relational Plots(관계형 플롯)은 두 개 이상의 변수간의 관계를 이해하기 위해 사용된다.

### scatterplot()

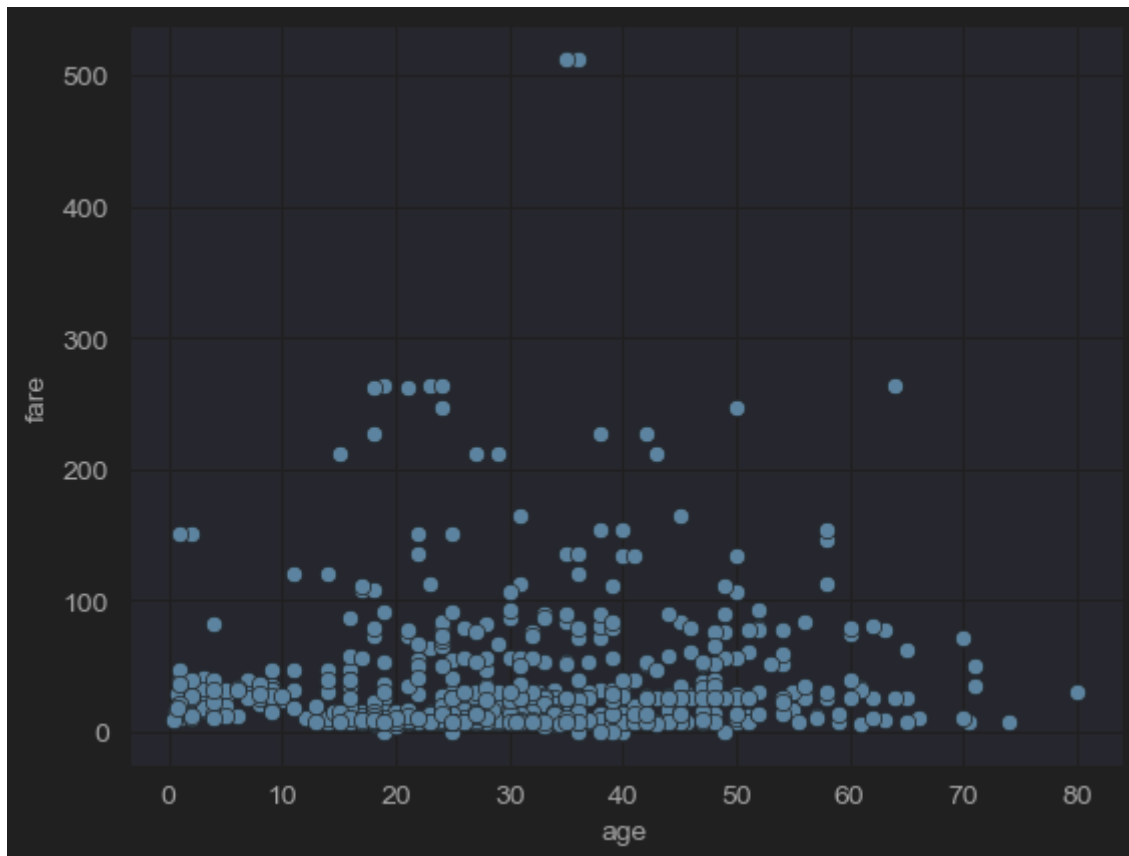
- 두 변수 사이의 관계를 보여주기 위해 산점도를 그린다.
- 두 수치변수 사이의 분포와 관계를 관찰하는데 유용하다.

```

# (8) Fares by age
sns.scatterplot(x='age', y='fare', data=df_titanic)

```

```
plt.show()
```

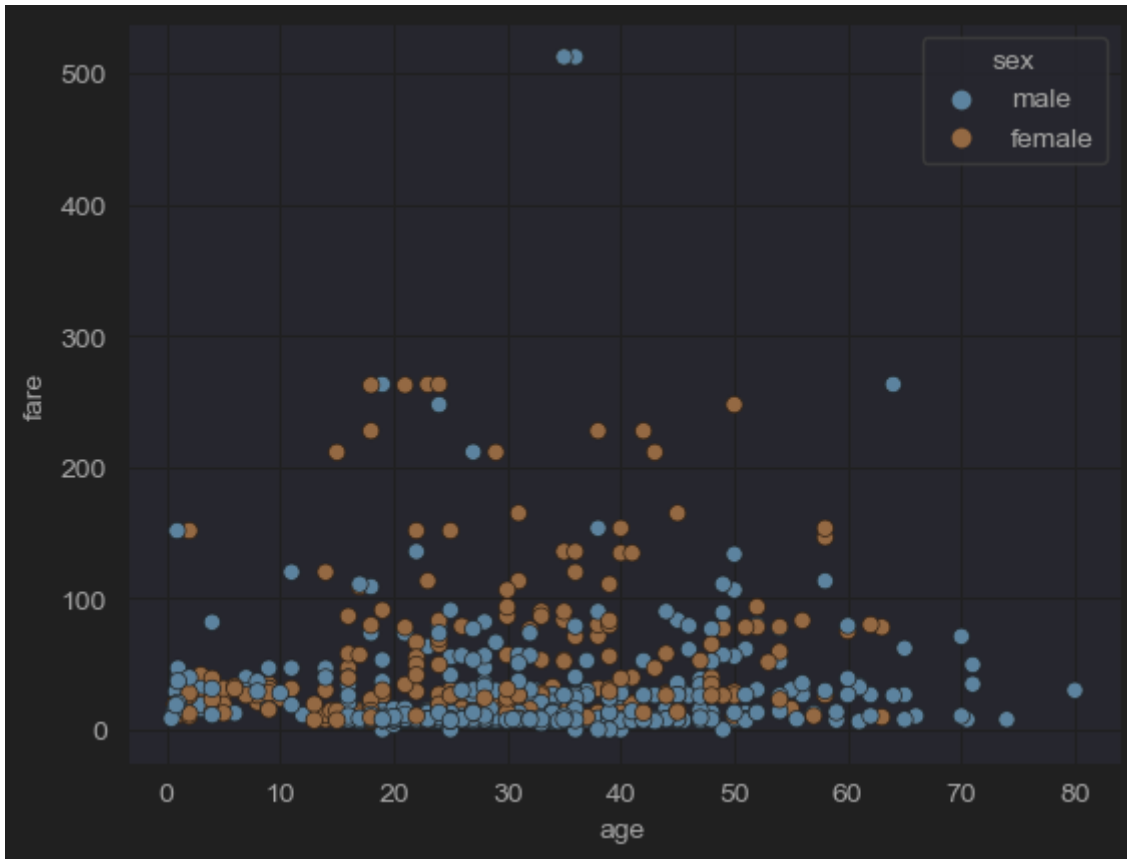


- x축을 나이, y축을 요금으로 scatter를 그려본 결과이다. 나이와 요금의 상관관계를 알 수 있다.

## hue

- x, y축을 그릴 때 사용한 변수 말고 추가적인 Categorical 데이터가 있는 경우, hue 인수에 카테고리 변수 이름을 지정하여 추가적인 서브 분류(subdivides)를 진행할 수 있다.
- 이는 Relational Plots을 말고도 아래 추가적으로 설명할 Categorical Plots과 같은 다른 플롯에도 적용할 수 있다.

```
# (8) Fares by age (men and women)
sns.scatterplot(x='age', y='fare', hue='sex', data=df_titanic)
plt.show()
```



- 위 코드는 기존 코드에 Categorical 데이터인 성별을 서브 분류로 사용하였다.

## quantile

-quantile은 데이터를 동등한 부분으로 나누는 값을 의미한다. -데이터 세트의 분포에서 특정 위치에 해당하는 값이며, 이 위치는 전체 데이터의 백분위수로 표현한다.

25% quantile (Q1, 1사분위수) : 하위 25%의 데이터가 이 값 이하이고, 상위 75%가 이 값 이상이다. 50% quantile (Q2, 2사분위수) : 짝수 개의 데이터가 있는 경우 중앙에 위치한 두 값의 평균이다. 중앙 값이라고도 불린다. 75% quantile (Q3, 3사분위수) : 하위 75%의 데이터가 이 값 이하이고, 상위 25%가 이 값 이상이다.

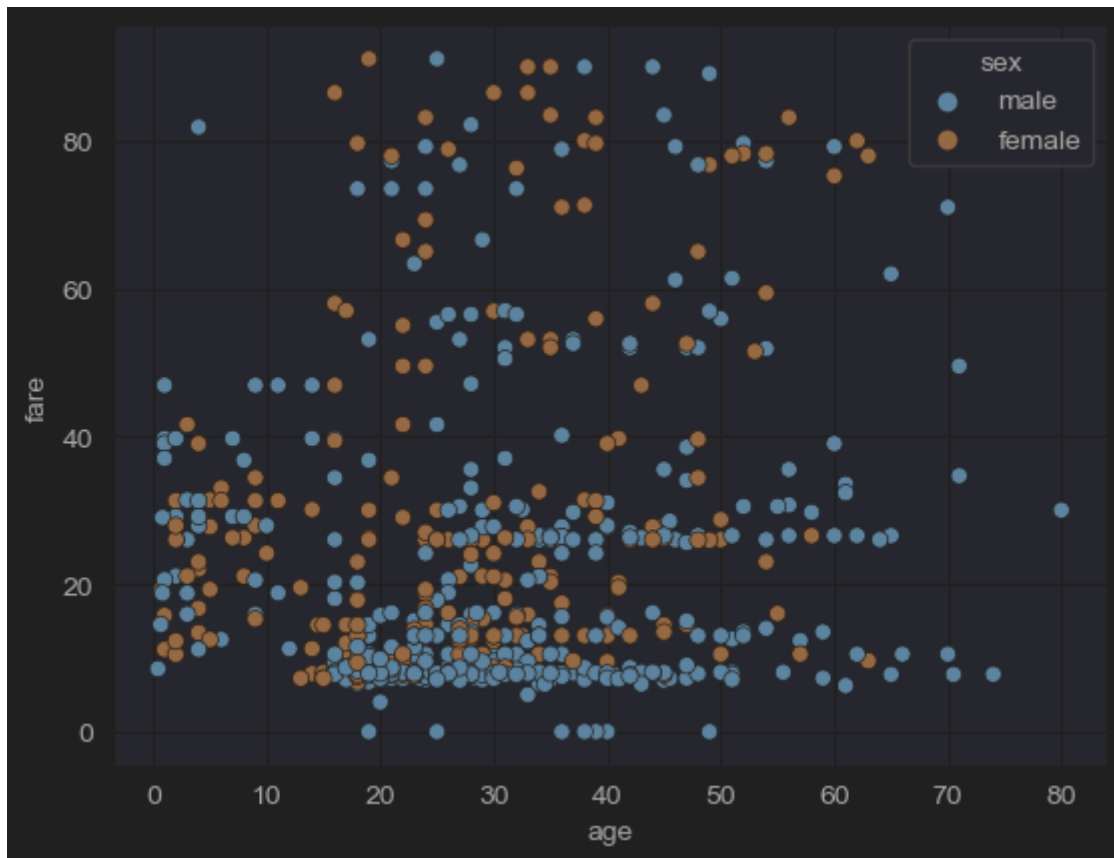
```
# 'fare' 컬럼의 3사분위수(Q3, 하위 75% 지점의 값)를 계산
fare_q3 = df_titanic['fare'].quantile(q=0.75)
# 'fare' 컬럼의 1사분위수(Q1, 하위 25% 지점의 값)를 계산
fare_q1 = df_titanic['fare'].quantile(q=0.25)

# 'fare'의 IQR(Interquartile Range, 사분위수 범위)을 계산
# Q3에서 Q1을 뺀 값으로, 데이터의 중간 50% 범위를 나타낸다.
fare_iqr = fare_q3 - fare_q1

# df_titanic['fare']의 값들이 fare_iqr의 4배한 값안에 들어가는지 검사
condition = df_titanic['fare'] <= 4*fare_iqr
# 검사 범위 안에 들어가는 값으로 새로운 dataframe 선언
new_df_titanic = df_titanic[condition]

sns.scatterplot(x='age', hue='sex', y='fare', data=new_df_titanic)
```



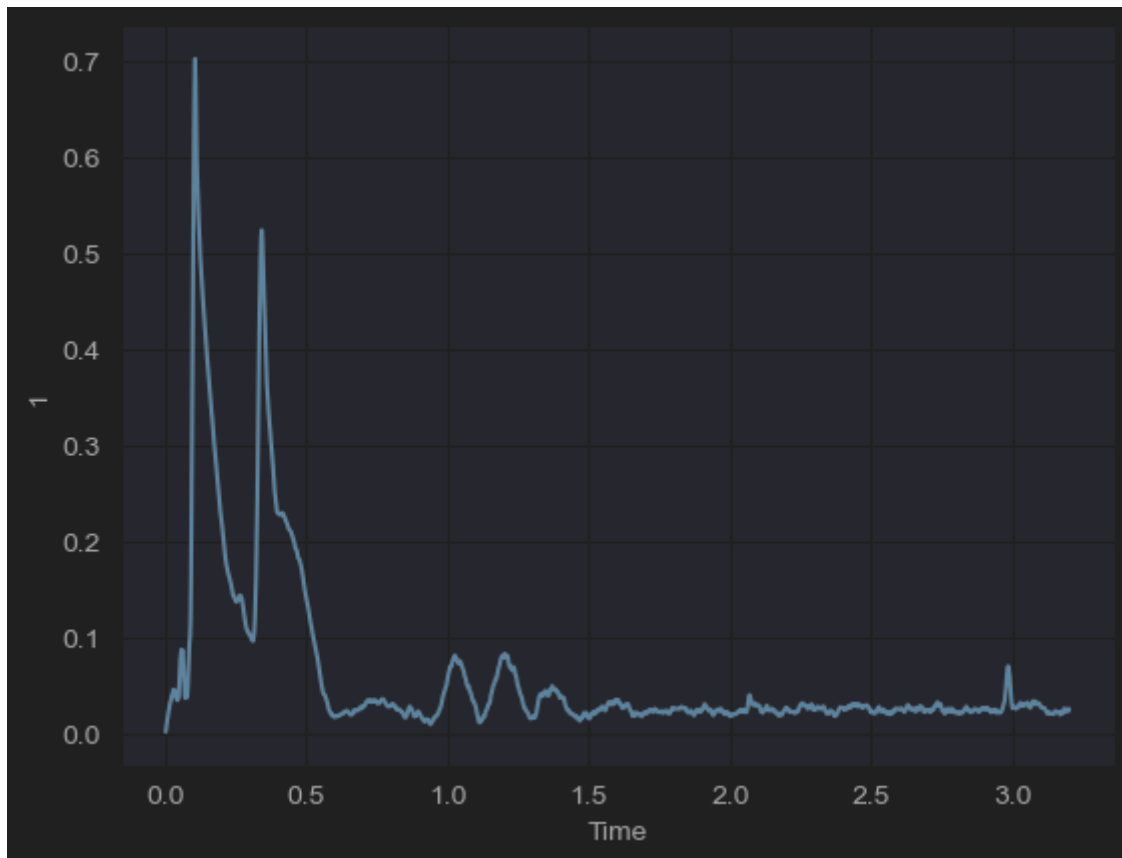


- 위 코드를 통해 기존 plot에 있던 fare가 500이 넘어가는 outlier(이상치)값을 제거했다.

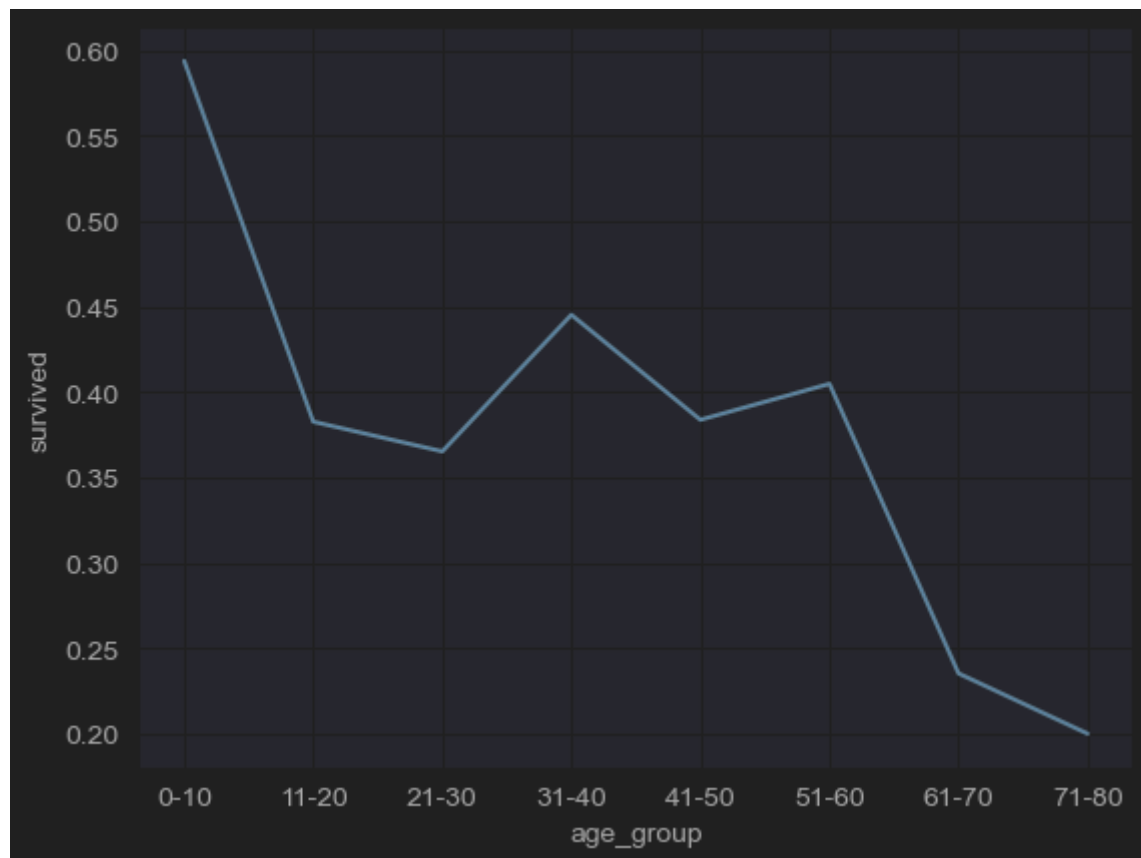
### lineplot()

- 시간이나 정렬된 순서가 있는 categorical 데이터를 시각하는데 유용한 라인플롯을 그린다.
- 시간의 연속성이나 categorical 데이터를 직관적으로 보여준다.

```
data_path = "4.csv"
data = pd.read_csv(data_path)
time_column = data["Time"]
sns.lineplot(data=data, x = "Time", y = "1")
```



- titanic 데이터는 별도의 시간의 연속성을 나타내는 그래프가 없어서 다른 데이터를 불러와 시각화 했다.



- 나이대에 따른 생존률 추이를 확인할 수 있다.
- titanic 데이터를 다듬어서 위 그림처럼 나이를 clustering 하여 순서가 있는 categorical 데이터를 만들었다.
- lineplot을 이용하여 순서가 있는 categorical 데이터의 추이를 직관적으로 확인할 수 있다.

## Categorical Plots

최소한 하나의 데이터가 categorical 데이터일때 시각화에 사용된다.

### catplot()

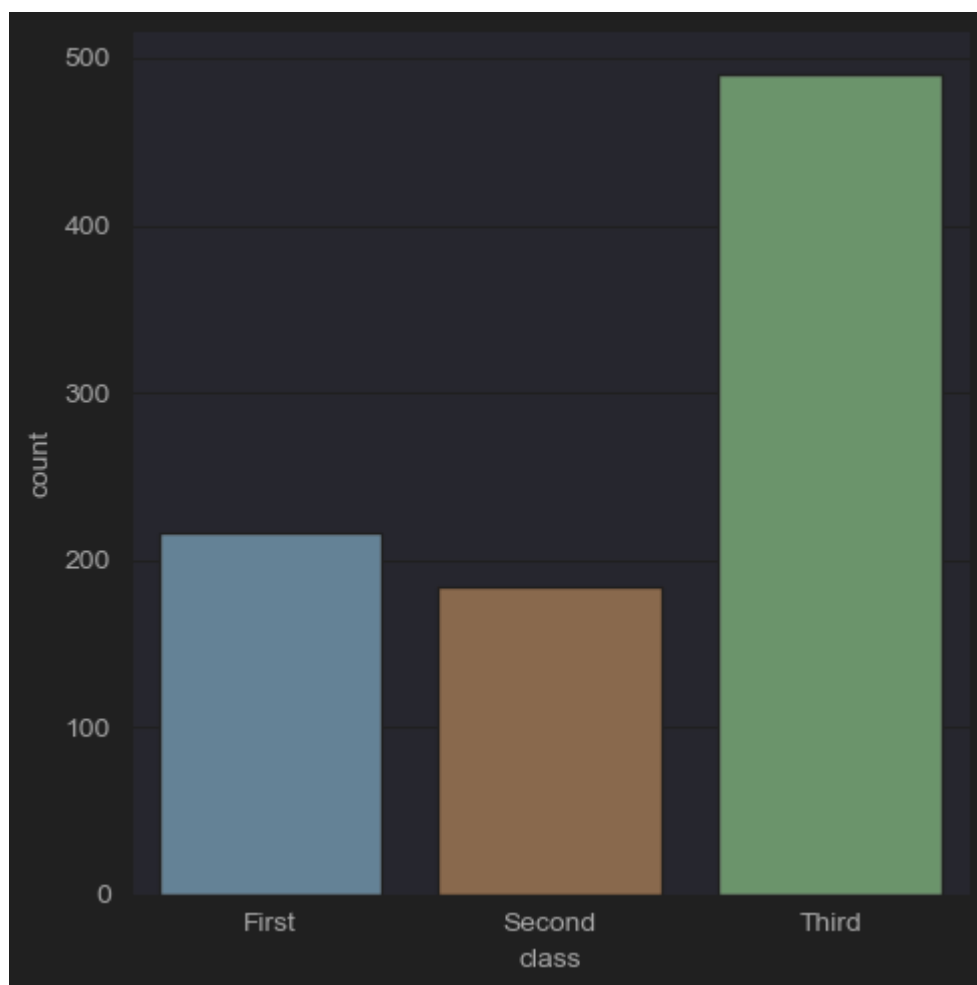
범주형 데이터를 그리는 여러 함수에 접근할 수 있는 figure-level 함수이다.

- countplot, barplot, boxplot, violinplot 등 범주형 데이터를 그리기 위한 여러 함수에 접근할 수 있다.
- 다양한 유형의 플롯을 통합된 인터페이스로 생성할 수 있다.

### countplot()

막대를 사용하여 각 범주형 구간에서 관측치의 수를 보여준다.

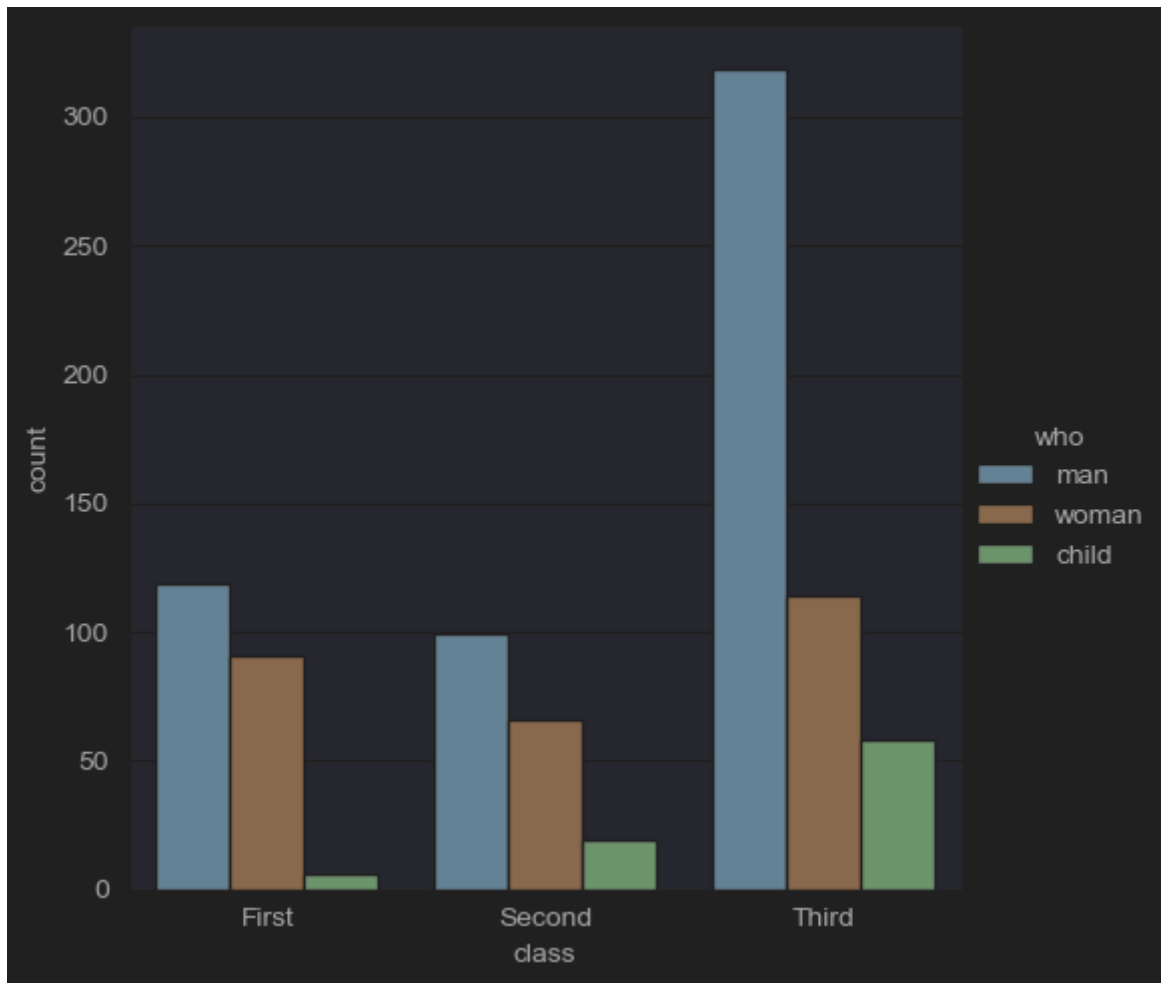
```
# (2-1) Number of people in each room class
sns.catplot(x='class', kind='count', data=df_titanic)
plt.show()
```



- 클래스별 생존자를 확인할 수 있다.

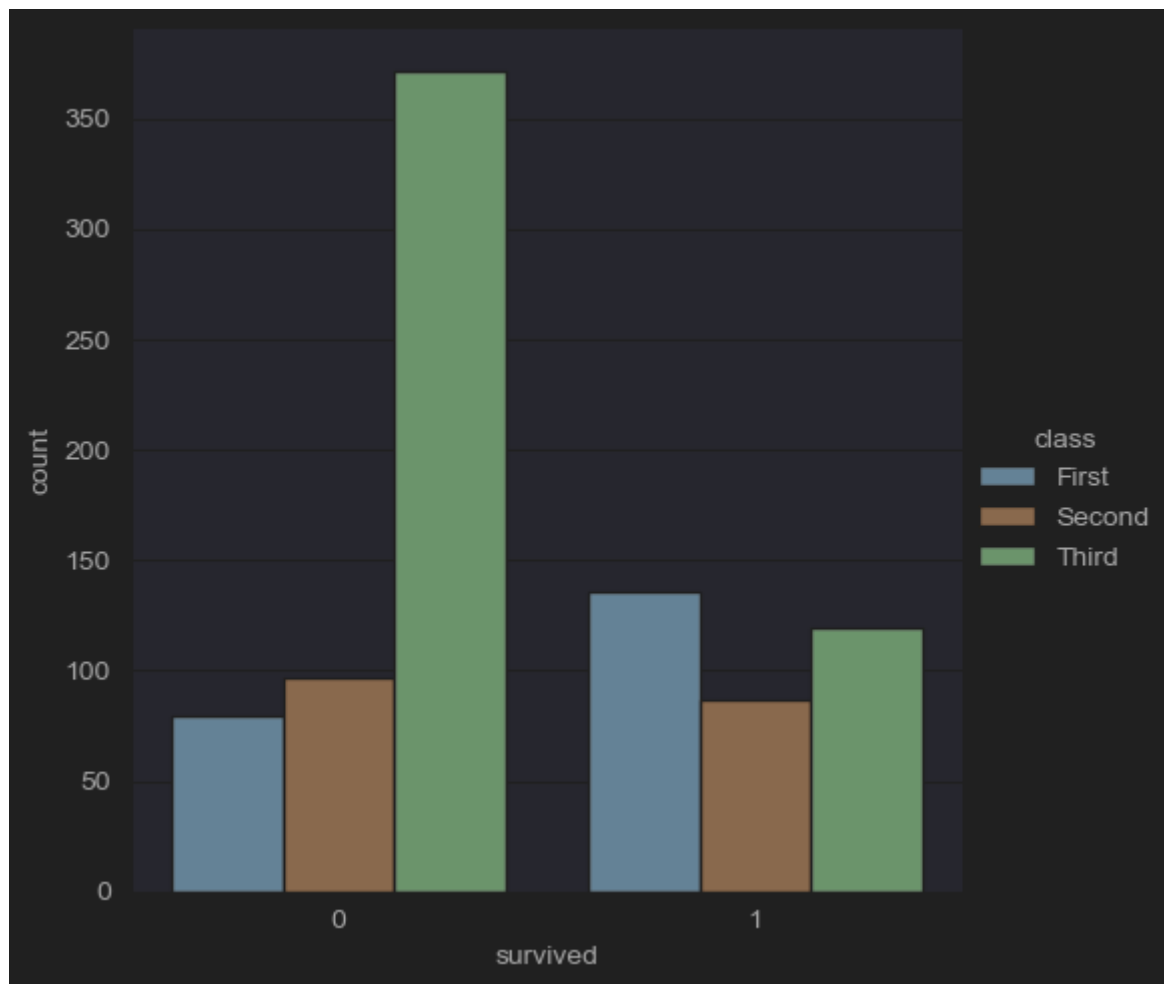
```
# (2-2) Number of men, women, and children by room class
sns.catplot(x='class', hue='who', kind='count', data=df_titanic)
```

```
plt.show()
```



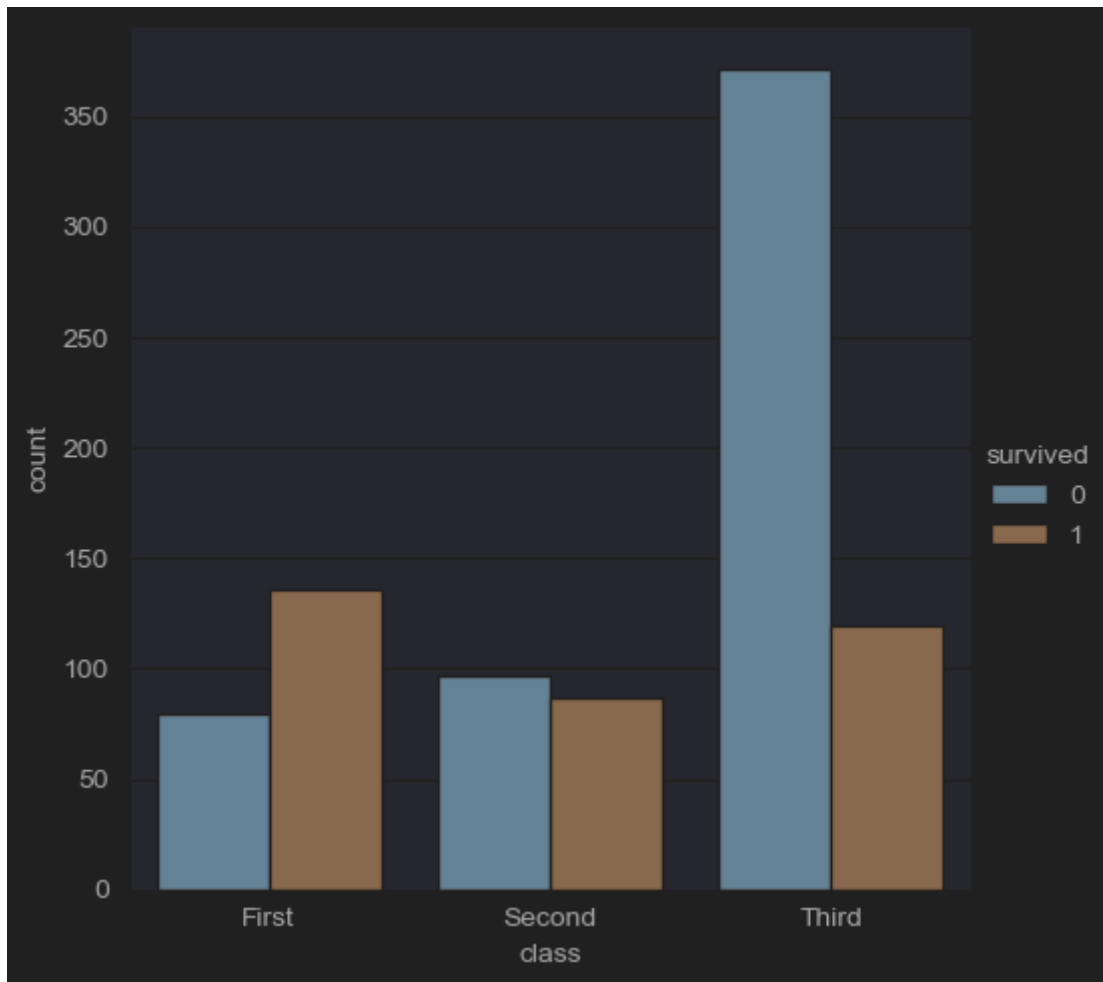
- 클래스별 생존자를 확인하면서 subdivide로 남/녀/아이를 추가로 분석한다.

```
# (2-3) Number of people in each room class by survival status
sns.catplot(x='class', hue='survived', kind='count', data=df_titanic)
plt.show()
```



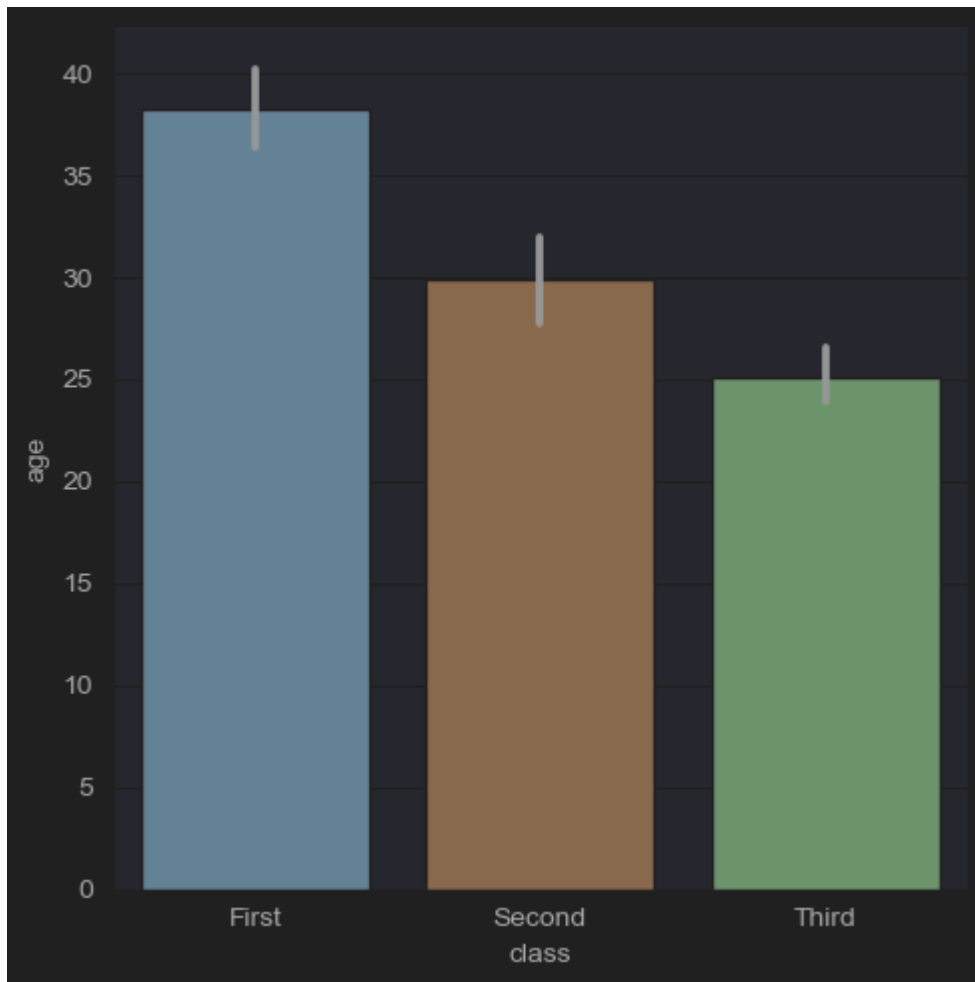
- 클래스별 생존 유무를 파악할 수 있다.

```
# (2-myself) Number of people in each room class by survival status
sns.catplot(x='survived', hue='class', kind='count', data=df_titanic)
plt.show()
```

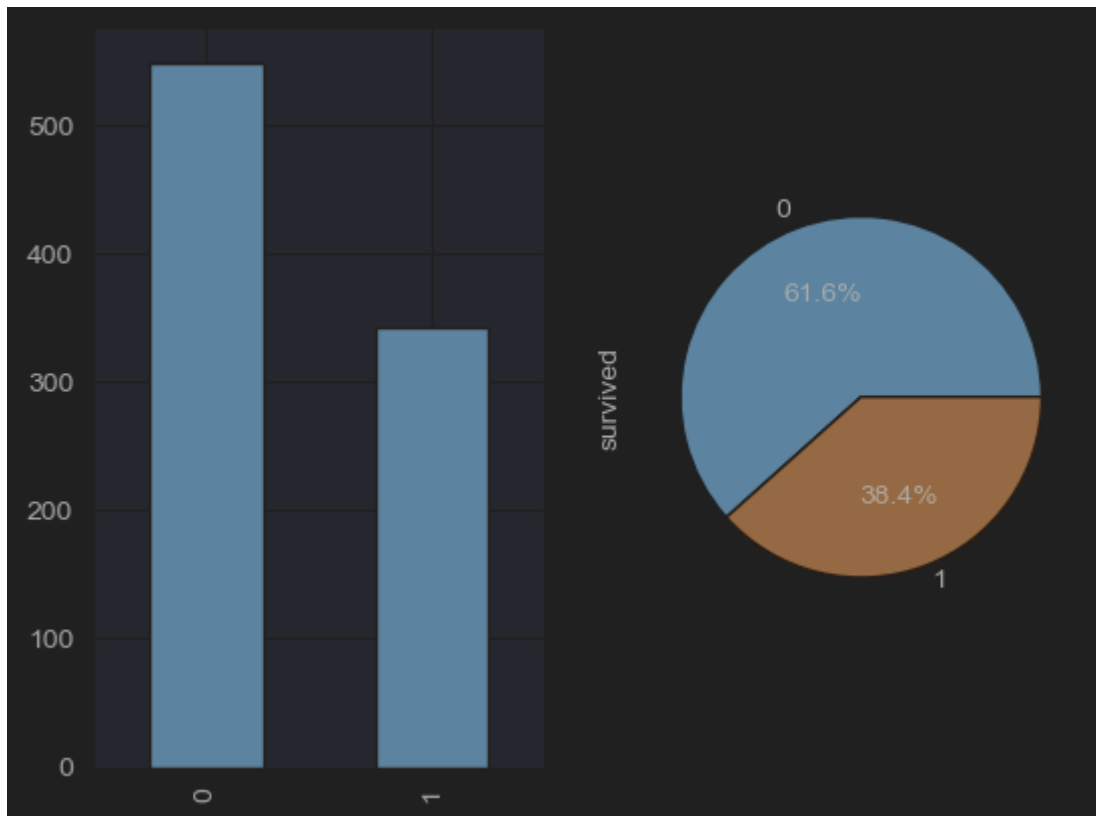


- 생존 유무별 클래스를 파악할 수 있다. 하지만 직접적인 비율을 보기는 힘든데, 그럴경우에 histplot을 이용하면 직접적인 비율 파악이 쉬워진다.(게시글에서 '2-4' 검색)
- barplot() 범주형 변수의 각 카테고리에 대해 수치형 변수의 평균(또는 다른 추정치)을 오차 막대와 함께 표시한다.

```
# (3) Average age and deviation by room class
sns.catplot(x='class', y='age', kind='bar', data=df_titanic)
```



```
# (4) Proportion of Survivors and Dead (bar vs. pie)
fig, axes = plt.subplots(ncols=2)
df_titanic["survived"].value_counts().plot(kind = "bar", ax=axes[0])
df_titanic["survived"].value_counts().plot(kind = "pie", autopct='%1.1f%%',
ax=axes[1])
plt.show()
```

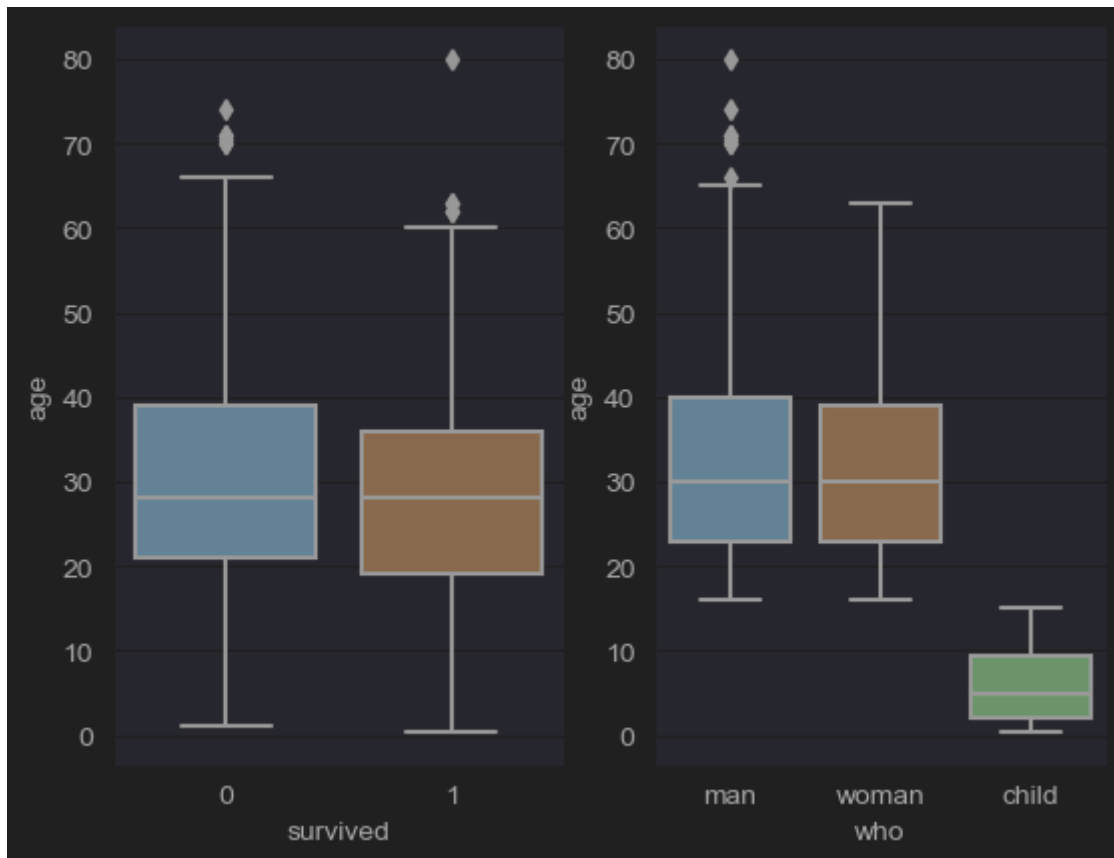


### boxplot()

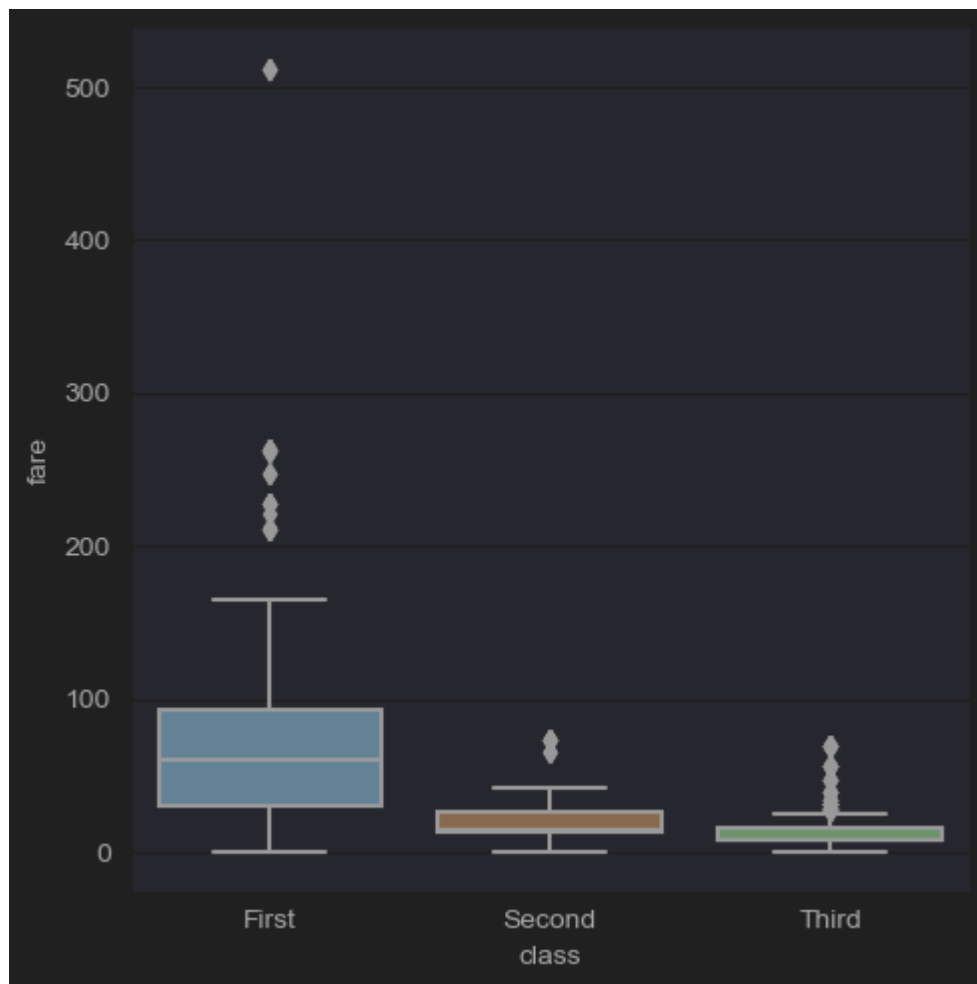
- (picture) 데이터 세트의 사분위수를 사용하여 다른 카테고리에 걸쳐 정량적 데이터의 분포를 보여주며, 이상치(outliers)를 강조 표시한다.

```
# (5) boxplot
# (5-1) Age distribution of survivors and dead
fig, axes = plt.subplots(ncols=2)
sns.boxplot(x='survived',y='age',data=df_titanic, ax=axes[0])
# (5-2) Age distribution of men, women and children
sns.boxplot(x='who',y='age',data=df_titanic,ax=axes[1])
plt.show()
```

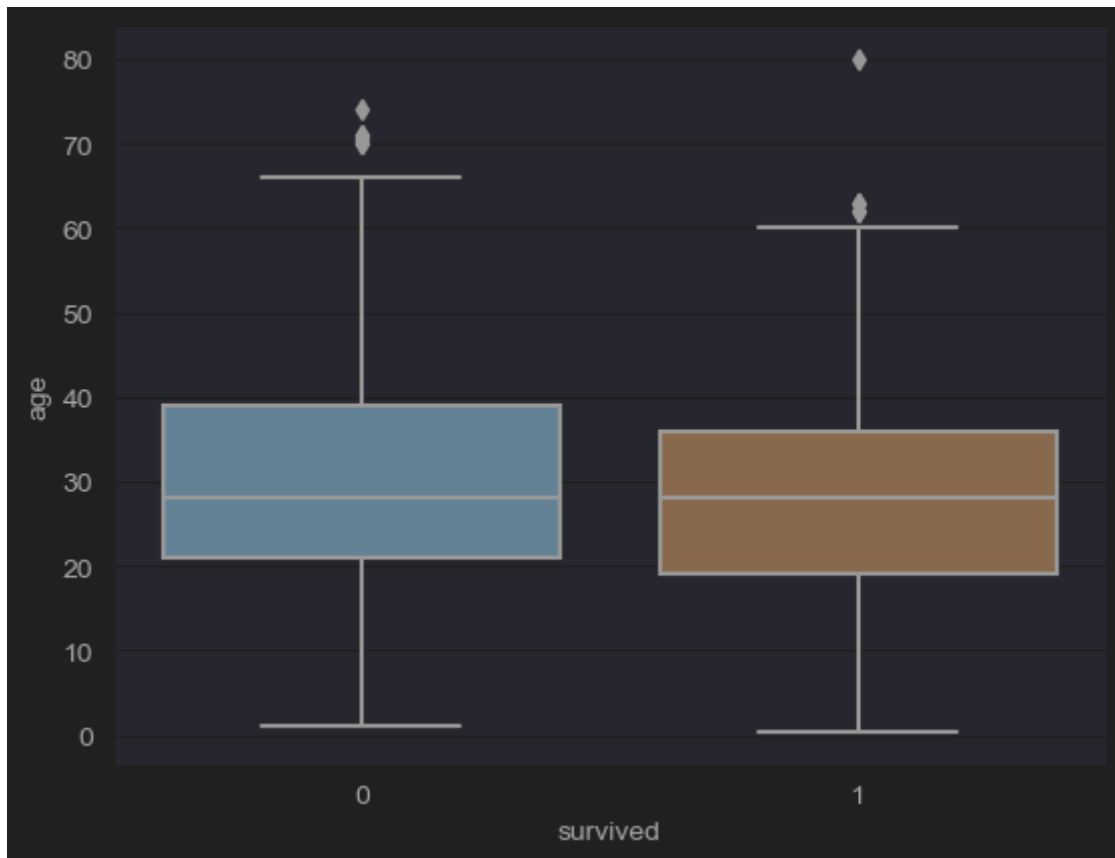




```
# (5-3) Lab: Fare distribution according to room class
sns.catplot(x='class',y='fare',kind='box',data=df_titanic)
plt.show()
```



```
# (5-4) Remove the outliers
fare_q3 = df_titanic['fare'].quantile(q=0.75)
fare_q1 = df_titanic['fare'].quantile(q=0.25)
fare_iqr= fare_q3 -fare_q1
condition = df_titanic['age'] <= 4*fare_iqr
new_df_titanic= df_titanic[condition]
sns.boxplot(data=new_df_titanic, x='survived', y='age')
plt.show()
```

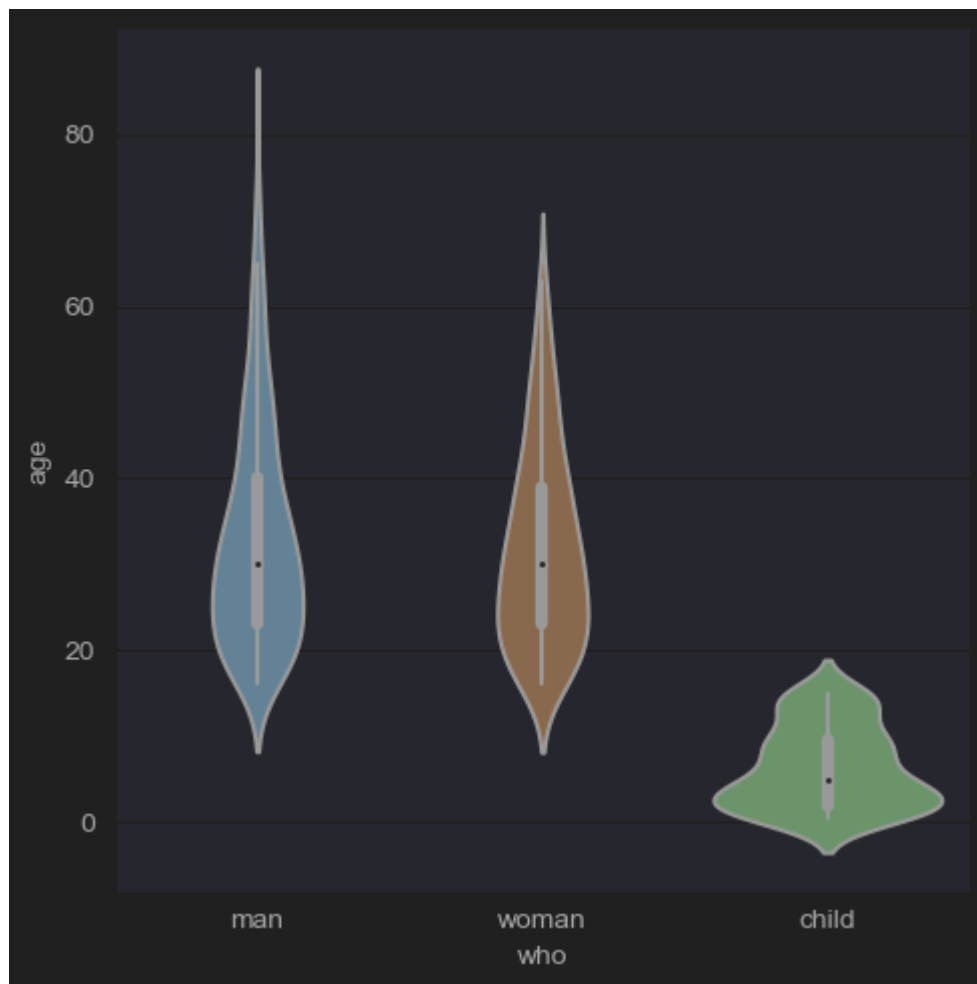


- scatter plot을 찍었을 때와 마찬가지로 outliers를 날린 그림이다.

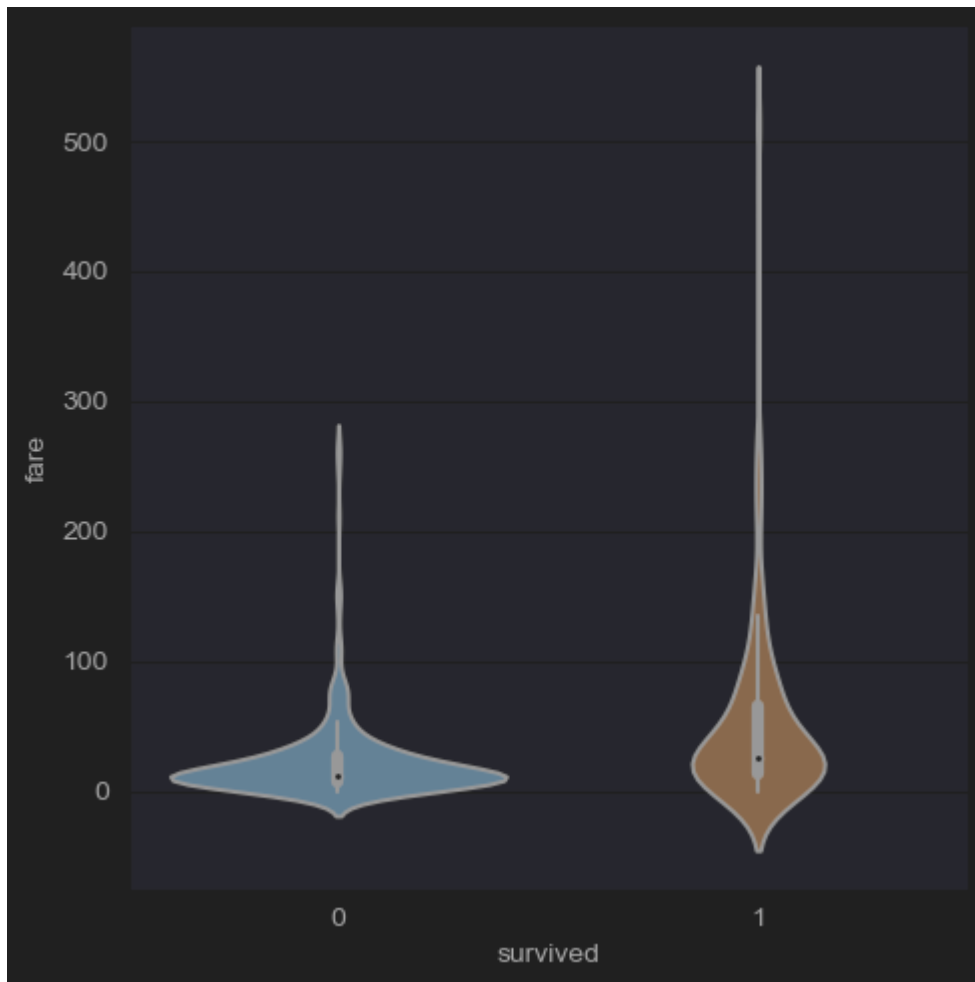
### violinplot()

- (picture) boxplots과 kernel density plots의 측면을 결합하여 다른 카테고리에 걸쳐 데이터의 분포와 그 확률 밀도를 보여준다.

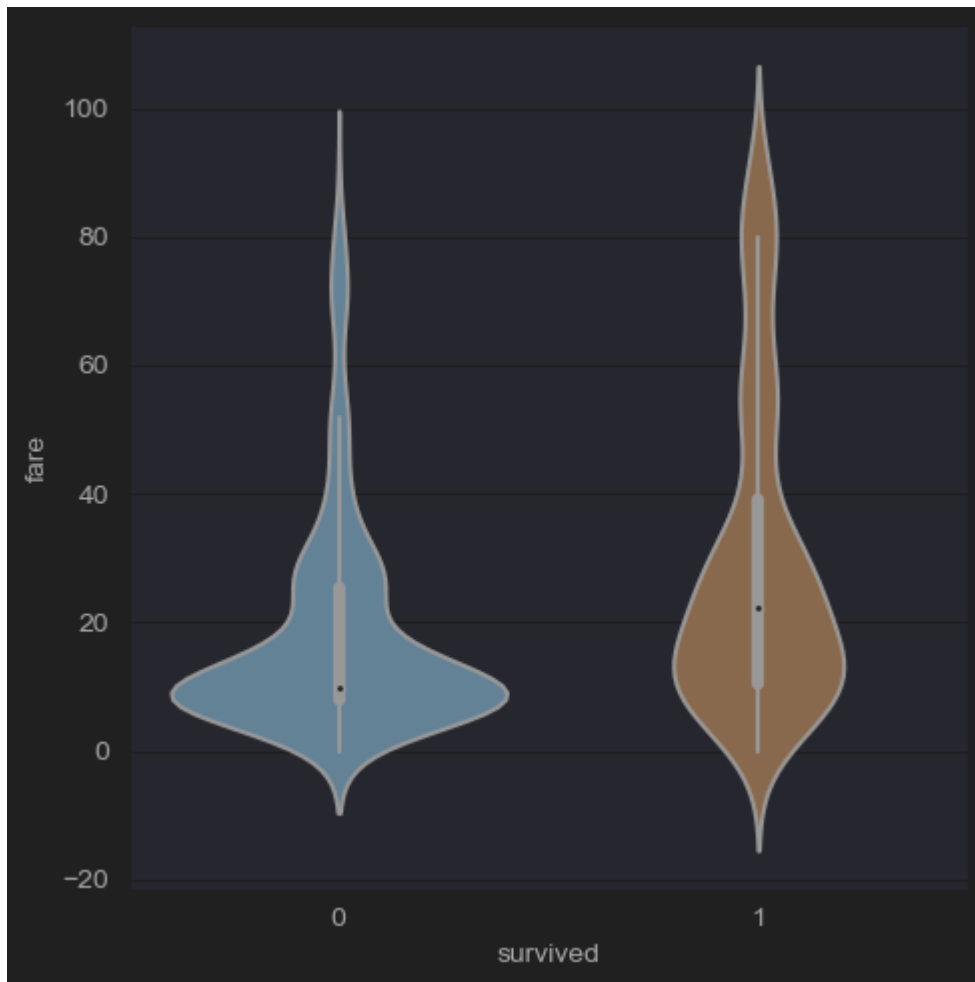
```
# (6-1) Age distribution of men, women and children
sns.catplot(x='who',y='age',kind='violin',data=df_titanic)
plt.show()
```



```
# (6-2) lab: Fare distribution of survivors and dead  
sns.catplot(x='survived',y='fare',kind='violin',data=new_df_titanic)  
plt.show()
```



```
# (6-3) lab: Fare distribution of survivors and dead after removing outliers
fare_q3 = df_titanic['fare'].quantile(q=0.75)
fare_q1 = df_titanic['fare'].quantile(q=0.25)
fare_iqr= fare_q3 -fare_q1
condition = df_titanic['fare'] <= 4*fare_iqr
new_df_titanic= df_titanic[condition]
sns.catplot(x='survived',y='fare',kind='violin',data=new_df_titanic)
plt.show()
```



### Barplot vs countplot

- barplot()은 범주형 변수와 연속형 변수 사이의 관계를 관찰하고자 할 때 사용된다. - barplot 함수는 각 카테고리에 대한 연속 변수의 평균을 표시(기본설정)하며, 평균 추정치 주변의 불확실성을 보여주는 오차 막대를 포함한다.
- eg. 다양한 학습 그룹(범주형 변수)의 평균 시험 점수(연속형 변수)를 이해하고 싶다면, barplot이 적합하다.
- countplot()은 데이터셋이 범주형이고 각 카테고리에서 발생한 횟수를 단순히 계산하는 barplot의 특별한 경우이다.
- eg. 각 학습 그룹(범주형 변수)의 학생 수를 단순히 계산하고 싶다면, countplot을 사용하면 된다.

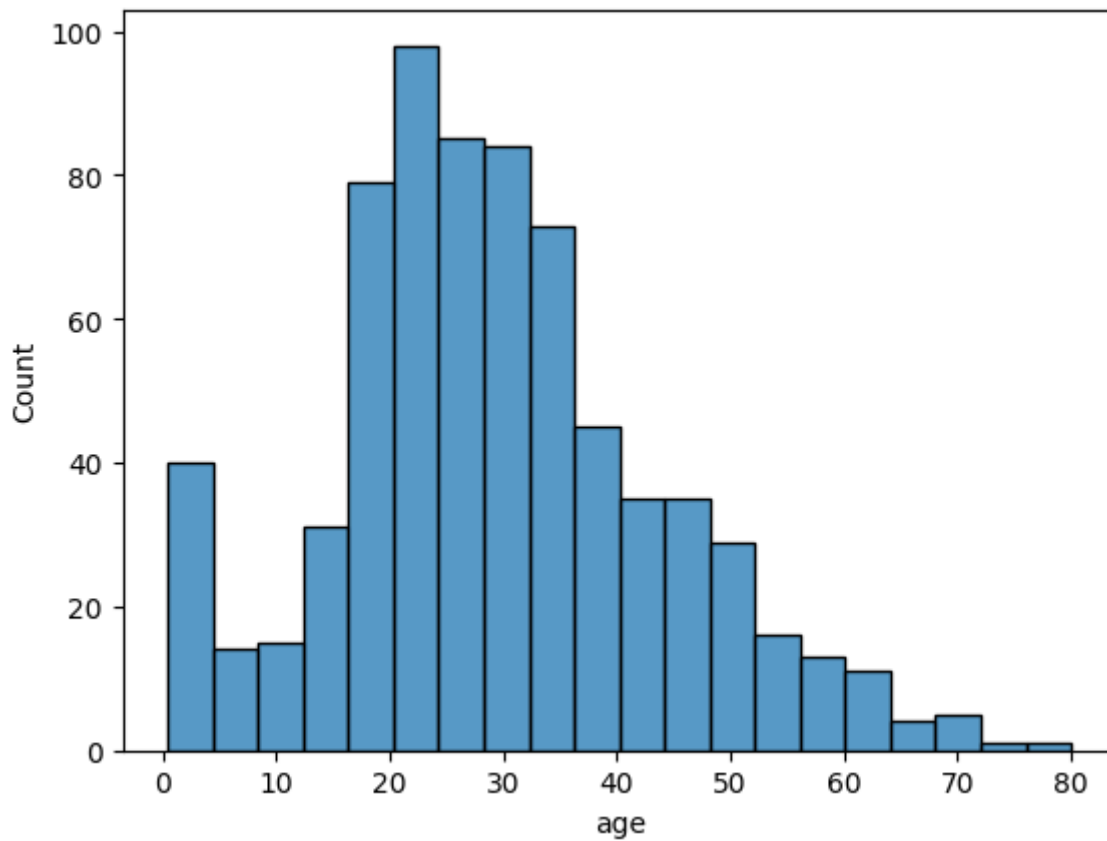
### Distribution Plots

Distribution plot은 데이터셋의 분포를 시각화하기 위해 설계된 plot이다.

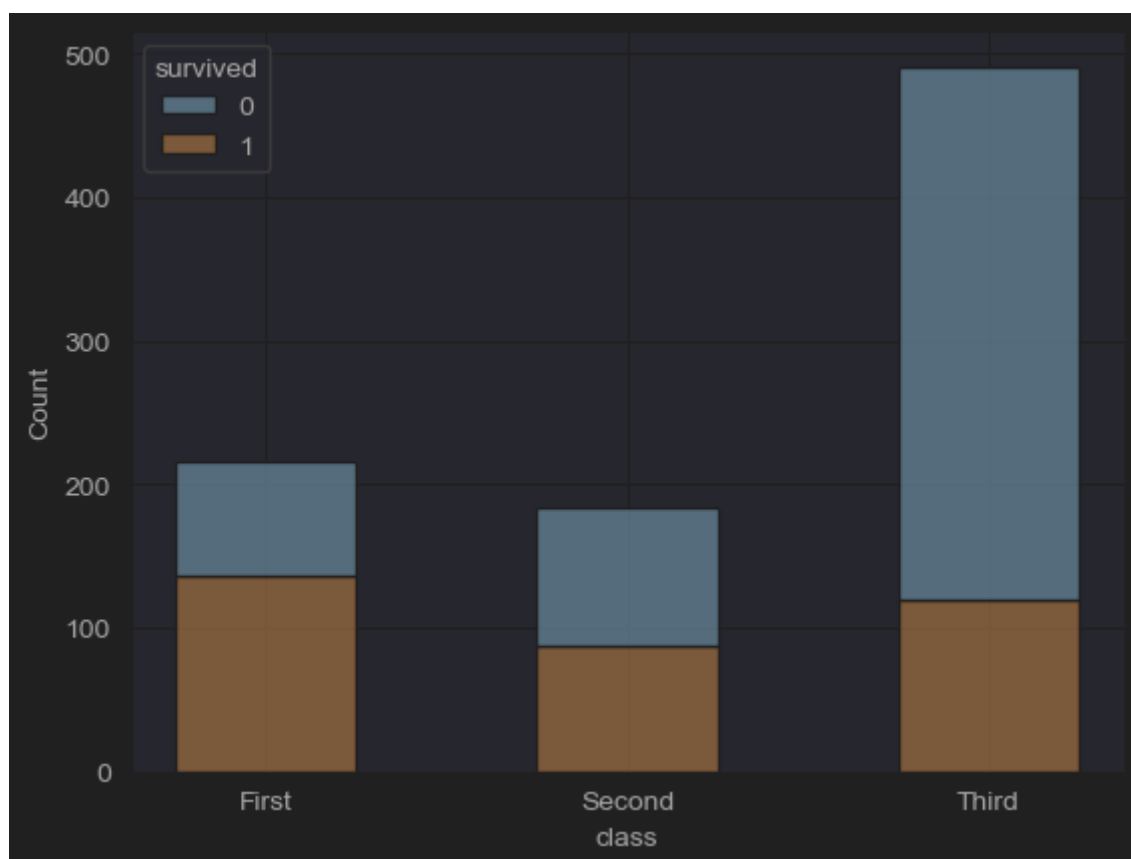
#### distplot()/histplot()

단변량 데이터셋의 분포를 히스토그램으로 시각화하고, 데이터에 커널 밀도 추정(KDE)을 적용할 수도 있다.

```
# Distribution of Age
sns.histplot(data=df_titanic, x='age')
plt.show()
```

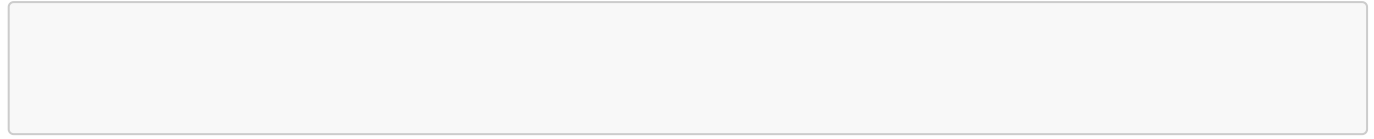


```
# (2-4) Number of survivors and dead by room class
sns.histplot(x='class', hue='survived', multiple='stack', shrink=.5,
data=df_titanic)
plt.show()
```



## kdeplot()

커널 밀도 추정을 플로팅하는 방법으로, 연속적인 확률 변수의 확률 밀도 함수를 추정한다.

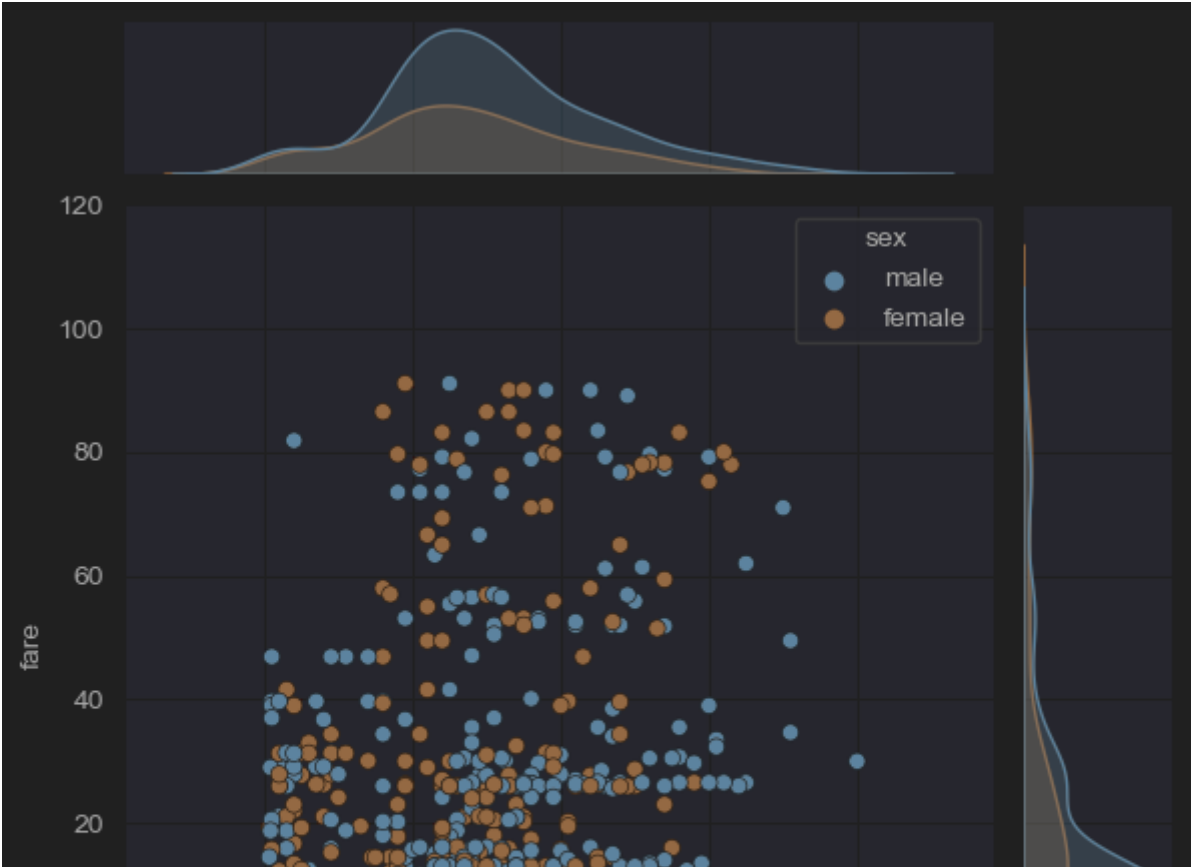
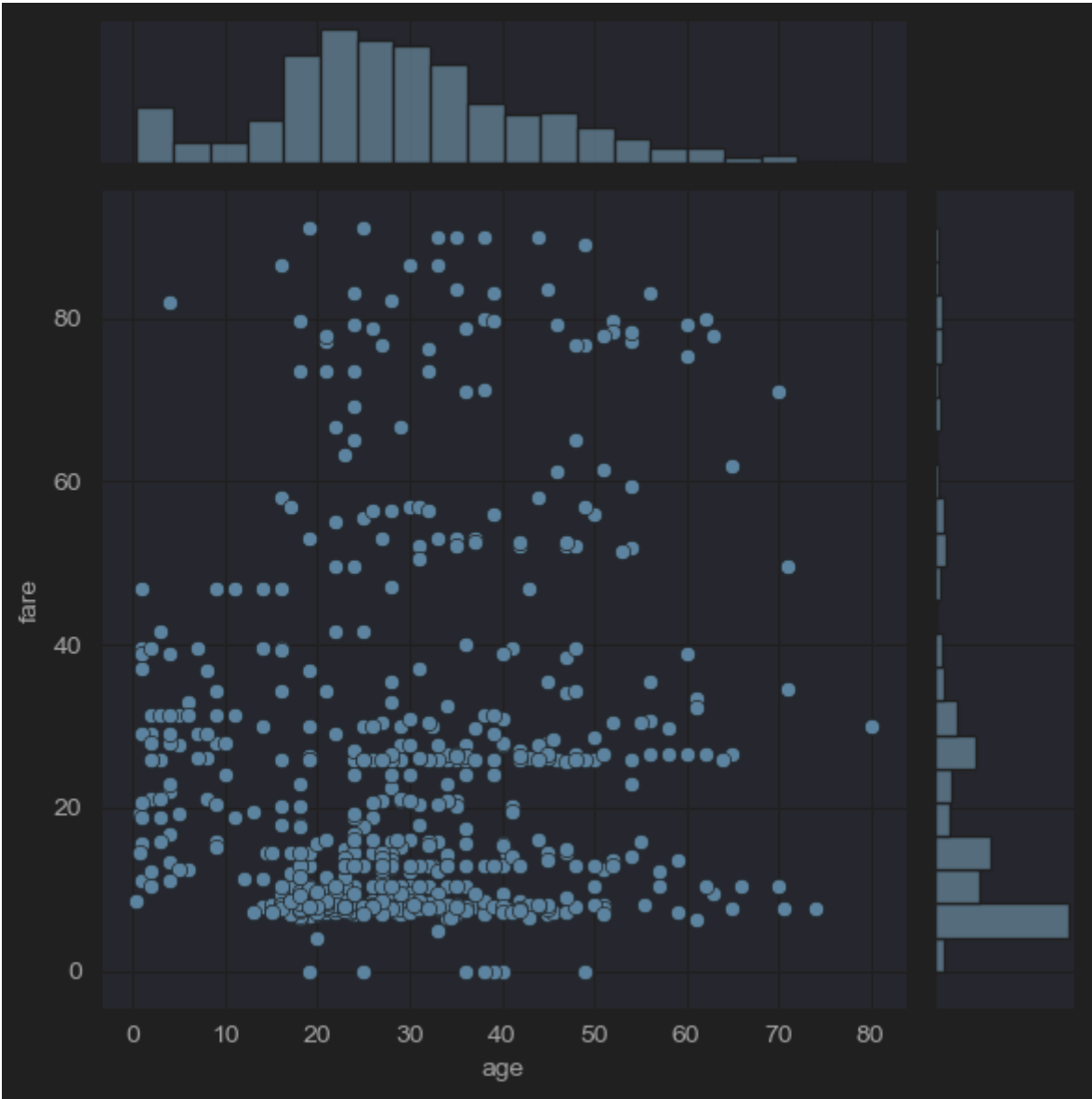


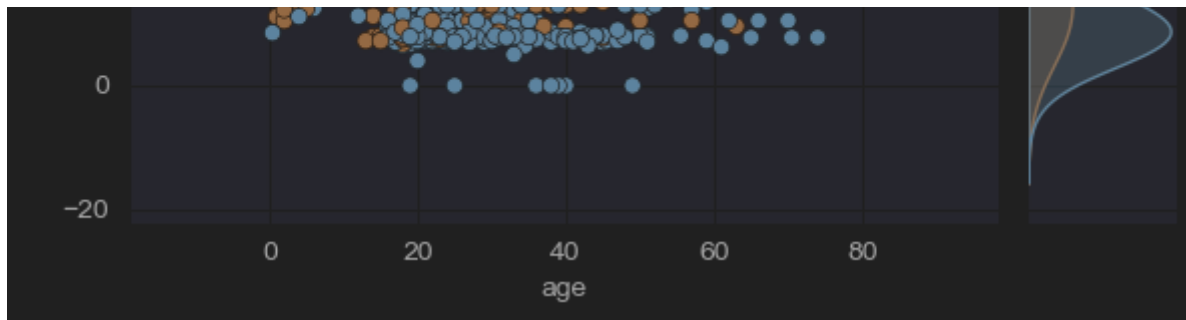
## jointplot()

두 변수 간의 이변량(또는 결합된) 관계와 각각의 단변량(또는 한계적) 분포를 별도의 축에서 보여주는 멀티 패널 그림을 생성한다.

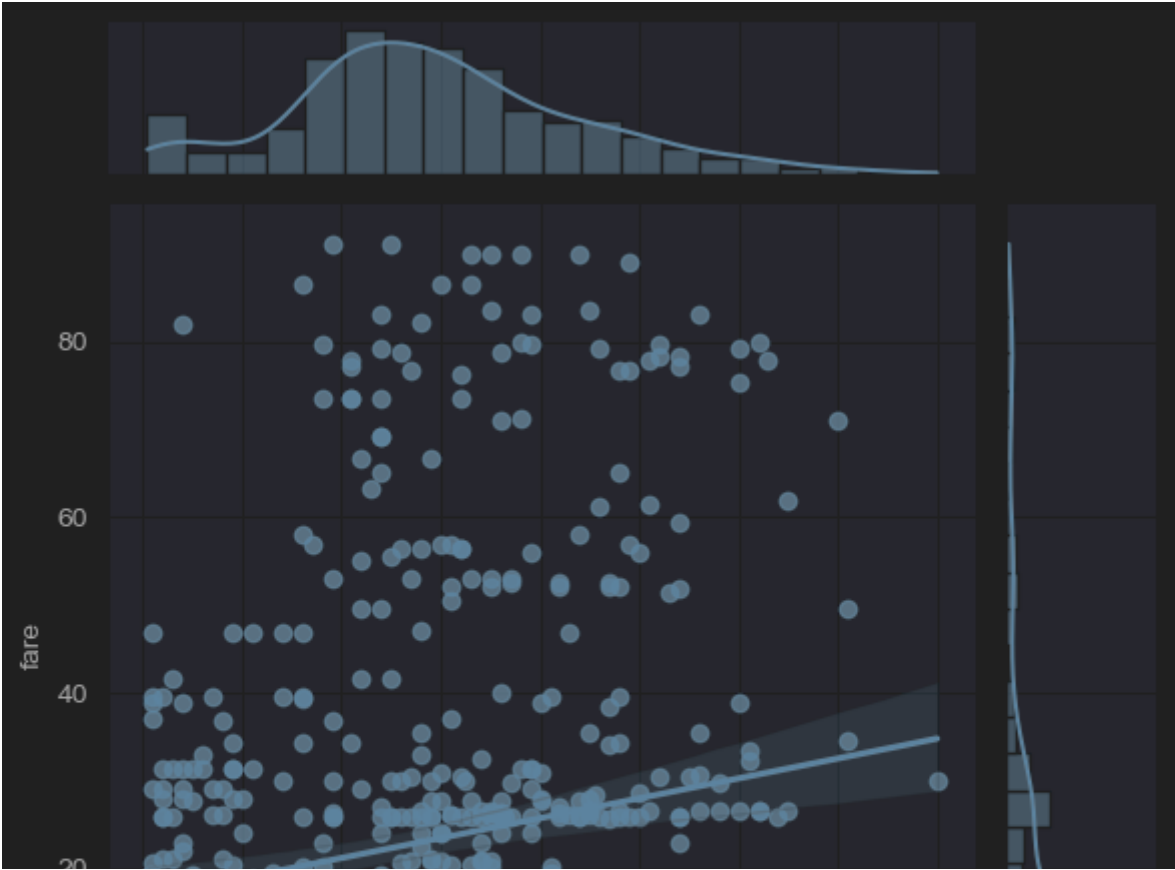
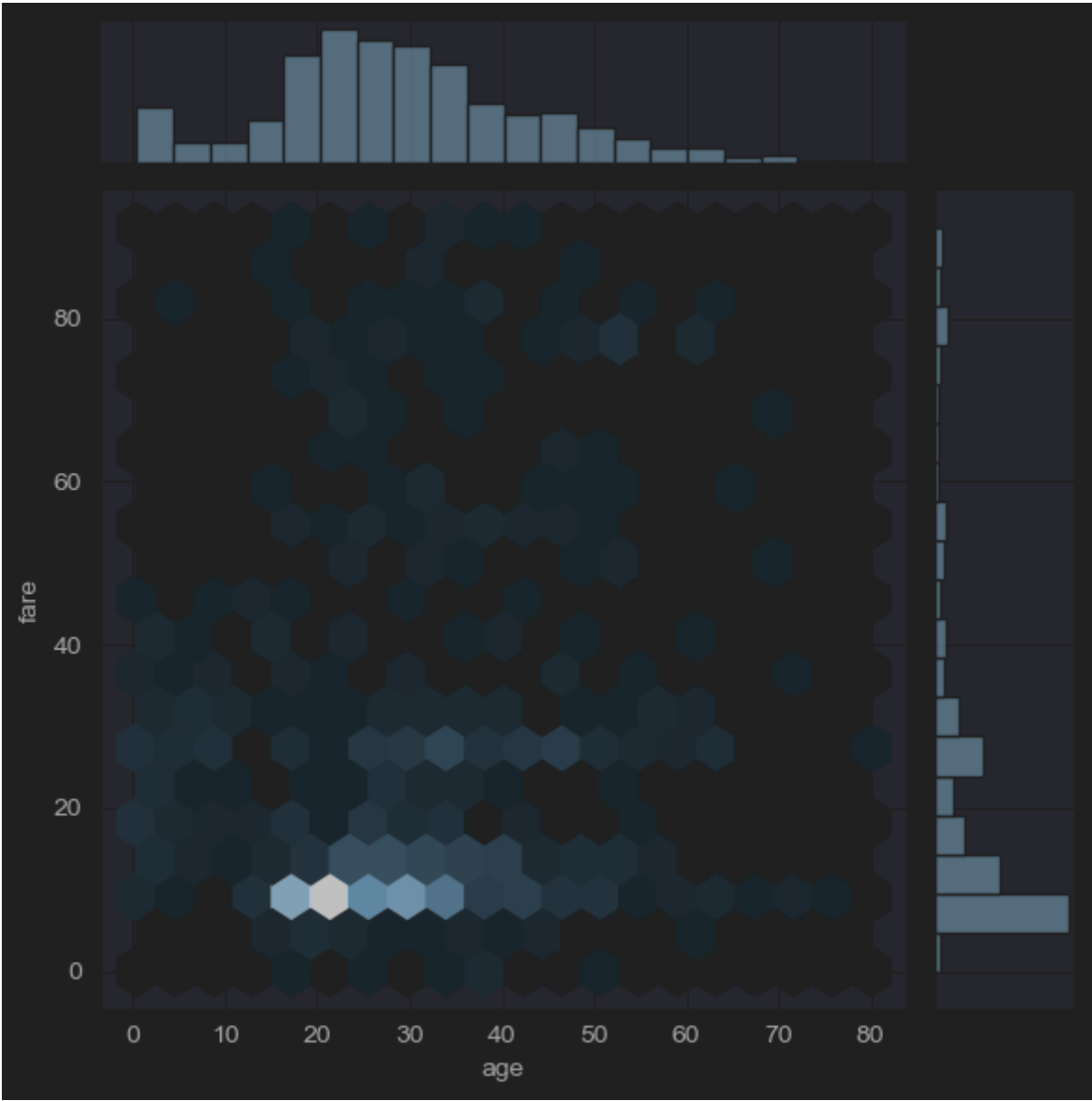
```
# (10) jointplots(fares by ages, -outliers)
sns.jointplot(x='age', y='fare', data=new_df_titanic)
sns.jointplot(x='age', y='fare', hue='sex', data=new_df_titanic)
plt.show()
```

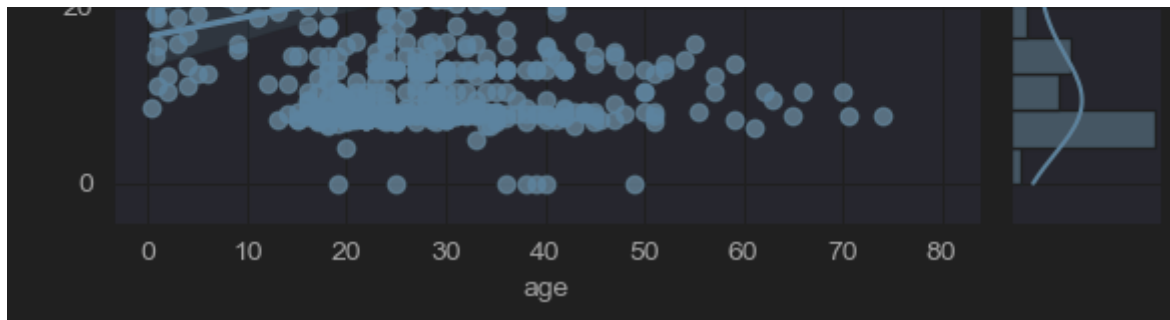




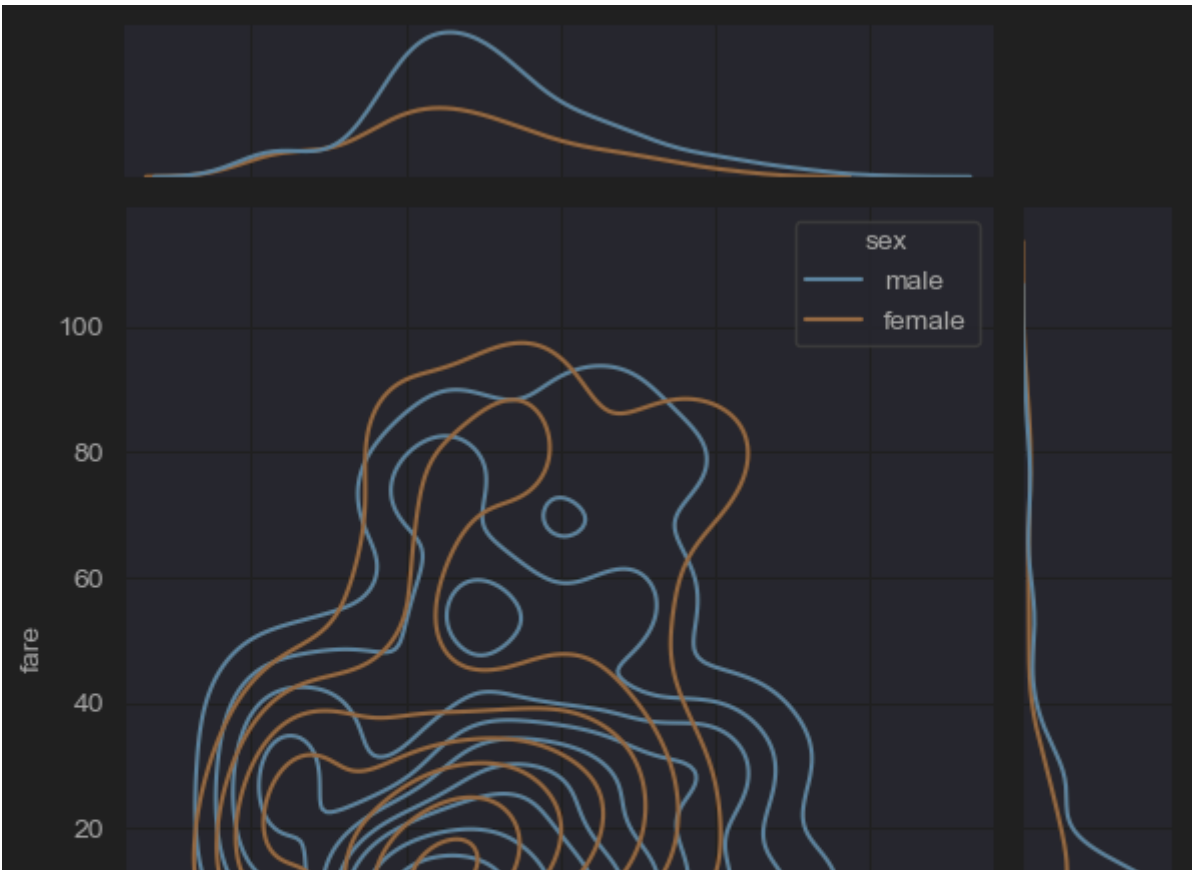
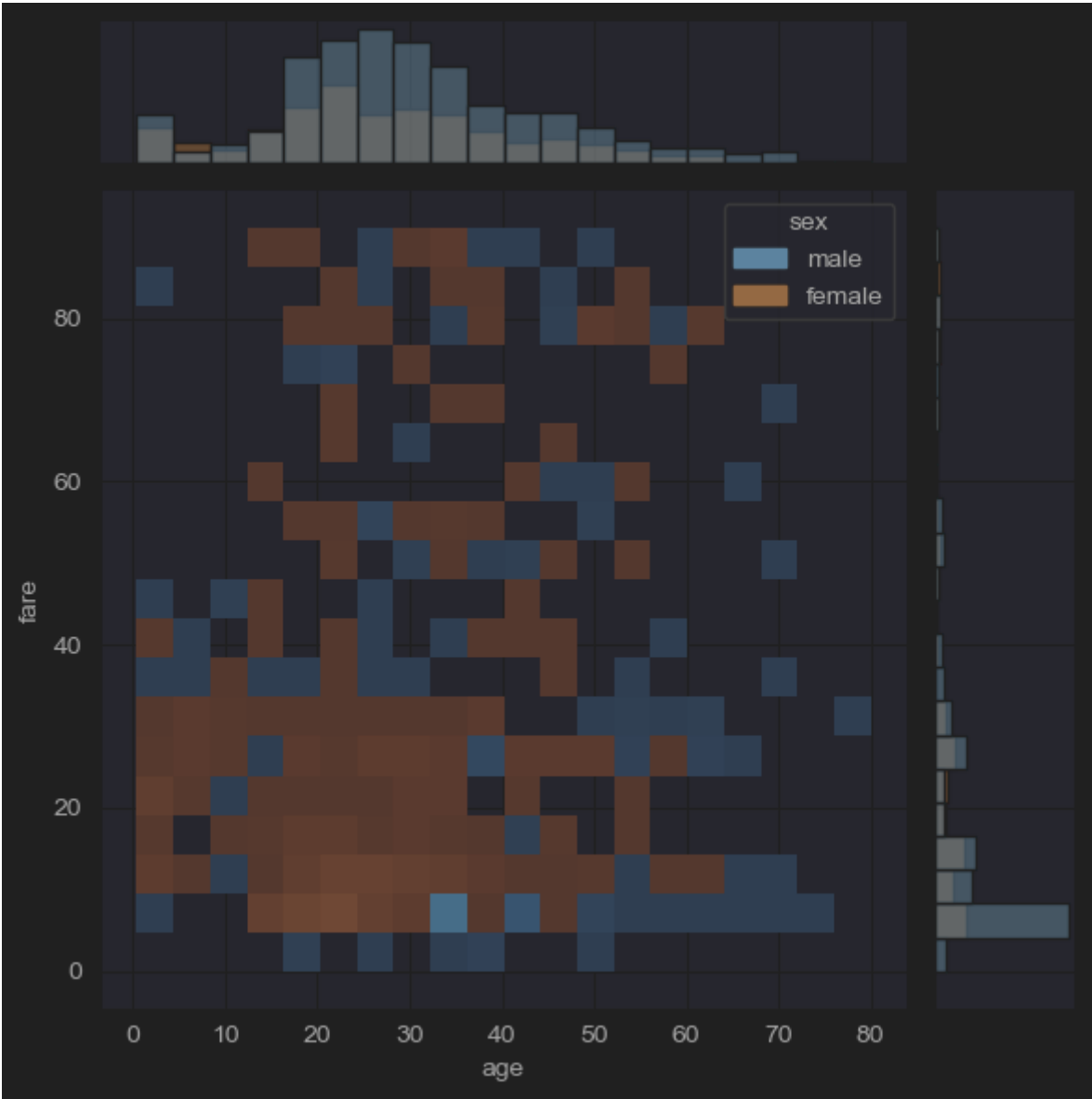


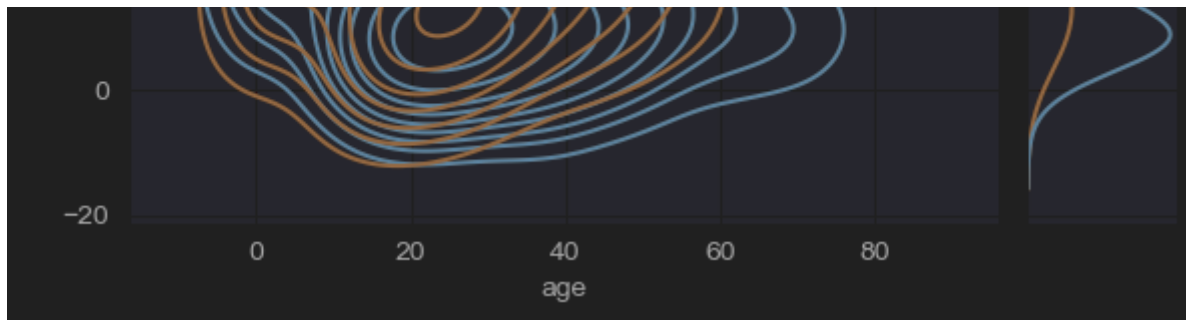
```
# (10) jointplots(fares by ages, -outliers)
sns.jointplot(x='age', y='fare', kind='hex',data=new_df_titanic)
sns.jointplot(x='age', y='fare', kind='reg',data=new_df_titanic)
plt.show()
```



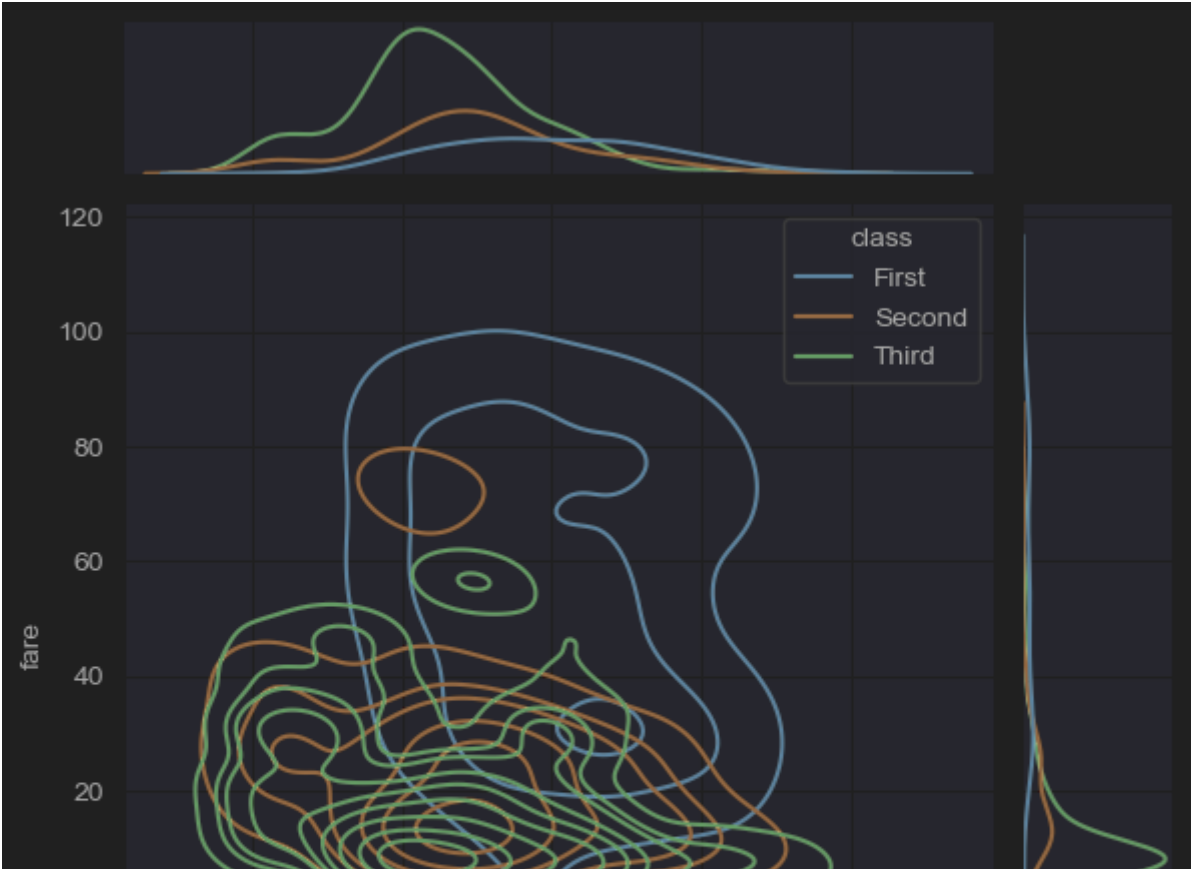
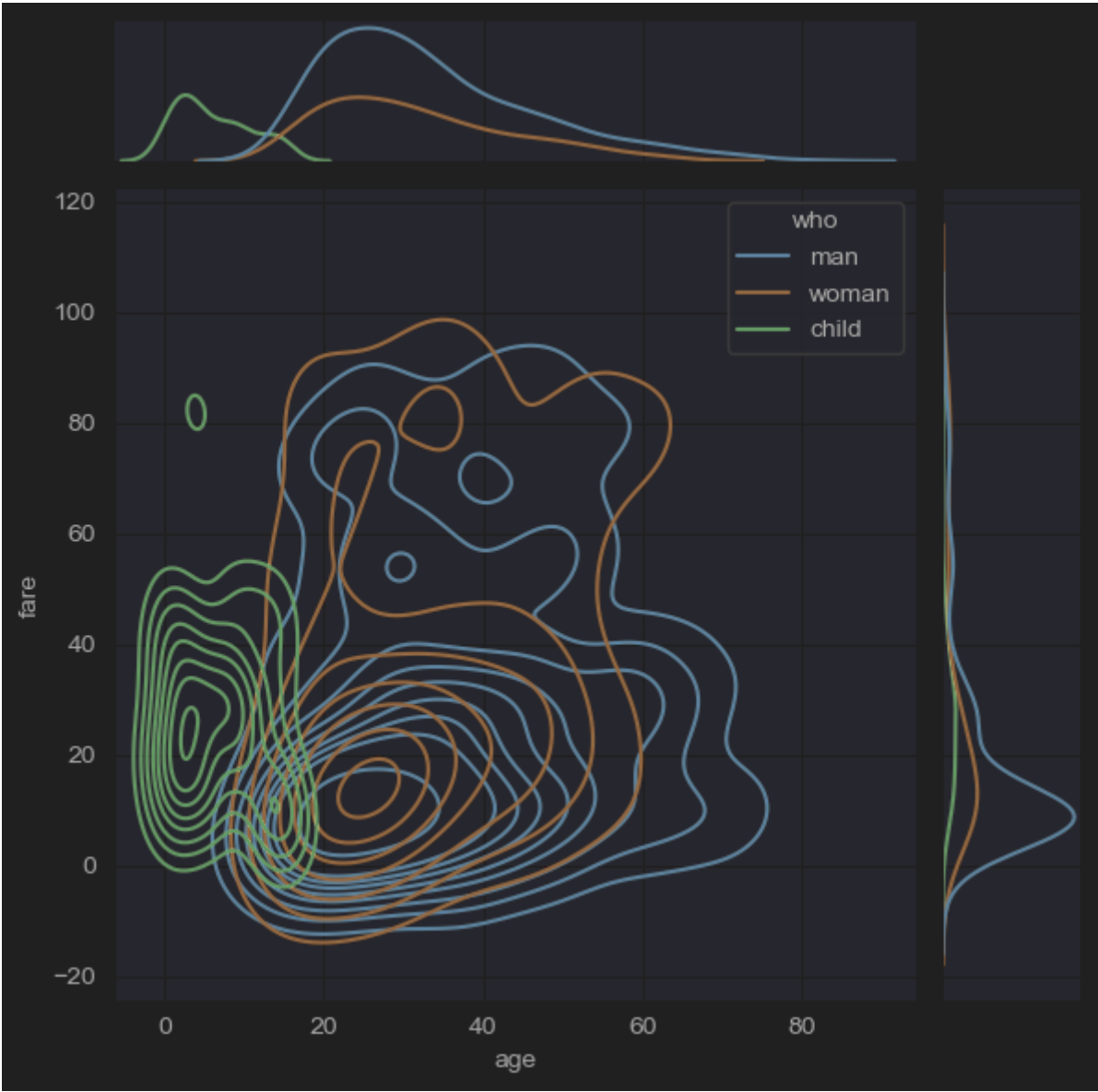


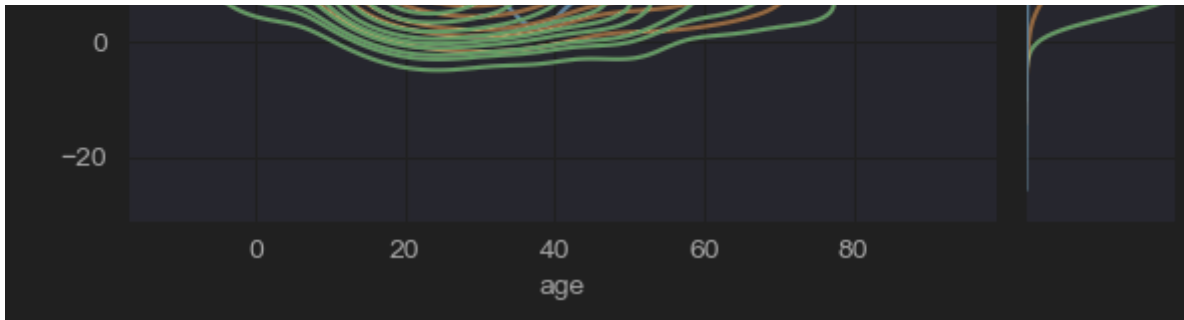
```
# (10) jointplots(fares by ages, -outliers)
sns.jointplot(x='age', y='fare', hue='sex', kind='hist',data=new_df_titanic)
sns.jointplot(x='age', y='fare', hue='sex', kind='kde',data=new_df_titanic)
plt.show()
```





```
# (10) jointplots(fares by ages, -outliers)
sns.jointplot(x='age', y='fare', hue='who', kind='kde',data=new_df_titanic)
sns.jointplot(x='age', y='fare', hue='class', kind='kde',data=new_df_titanic)
plt.show()
```



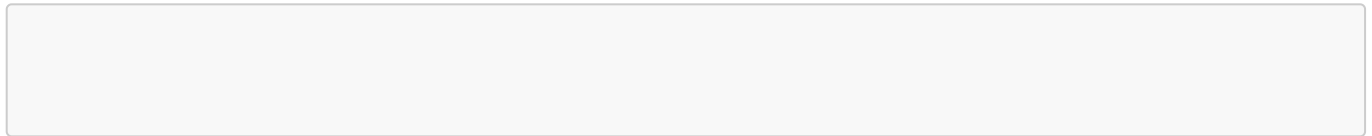


## Matrix Plots

매트릭스 플롯은 데이터를 색상 인코딩된 행렬로 플로팅하고, 여러 변수 간의 관계를 시각화하는데 유용하다.

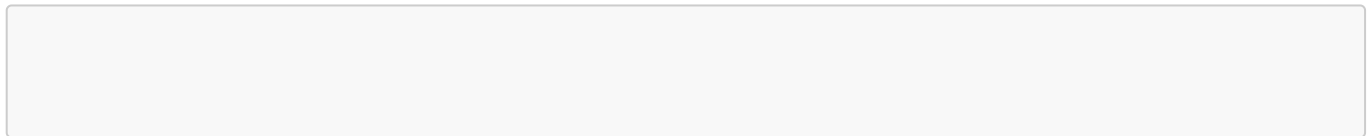
### heatmap()

데이터를 색상 인코딩된 행렬로 시각화하여, 변수 간의 상관관계를 보여주거나 혼동 행렬을 표시하는 데 도움이 된다.



### clustermap()

hierarchical clustering(계층적 클러스터링)을 수행하고 클러스터링된 데이터의 히트맵을 표시하여, 데이터 구조에 대한 인사이트를 제공한다



## Regression Plots

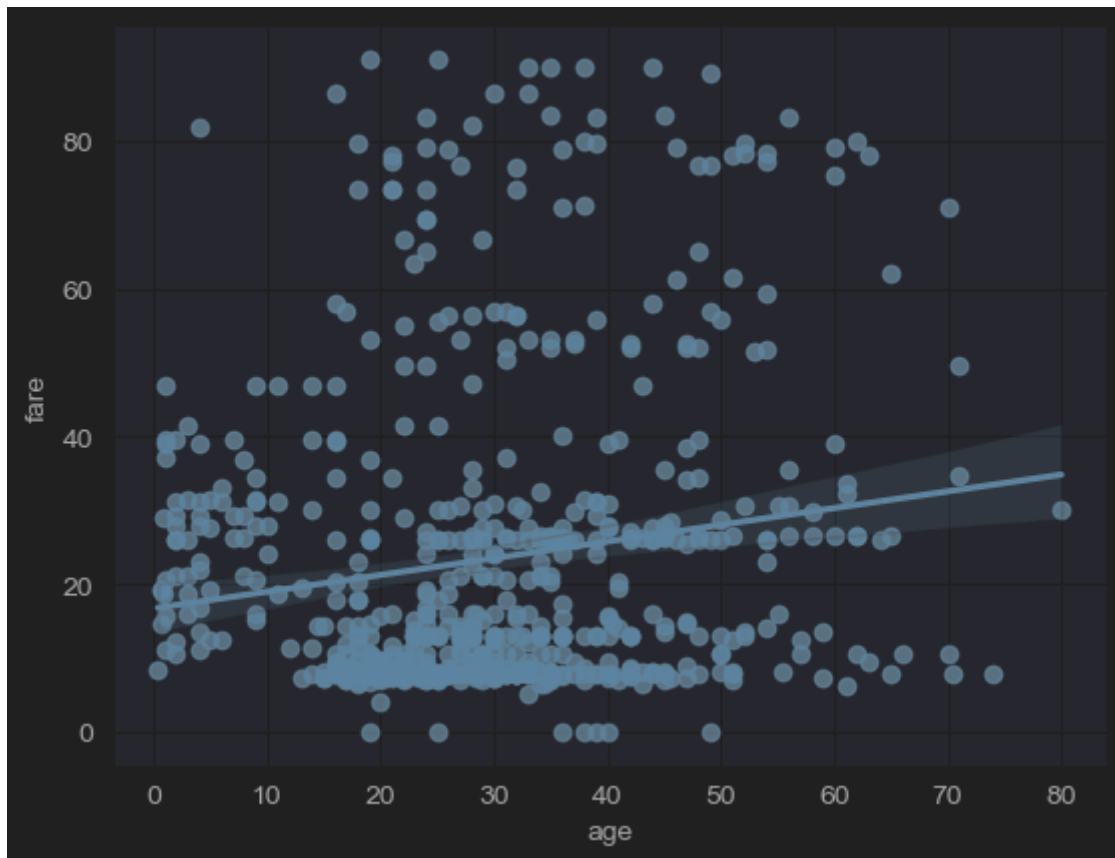
변수들 사이의 선형 관계를 시각화하는 데 사용된다.

### regplot()

산점도를 그리고 그 위에 선형 회귀 모델을 그린다.

```
# (9) regplot & lmplot
sns.regplot(x='age', y='fare', data=new_df_titanic)
```

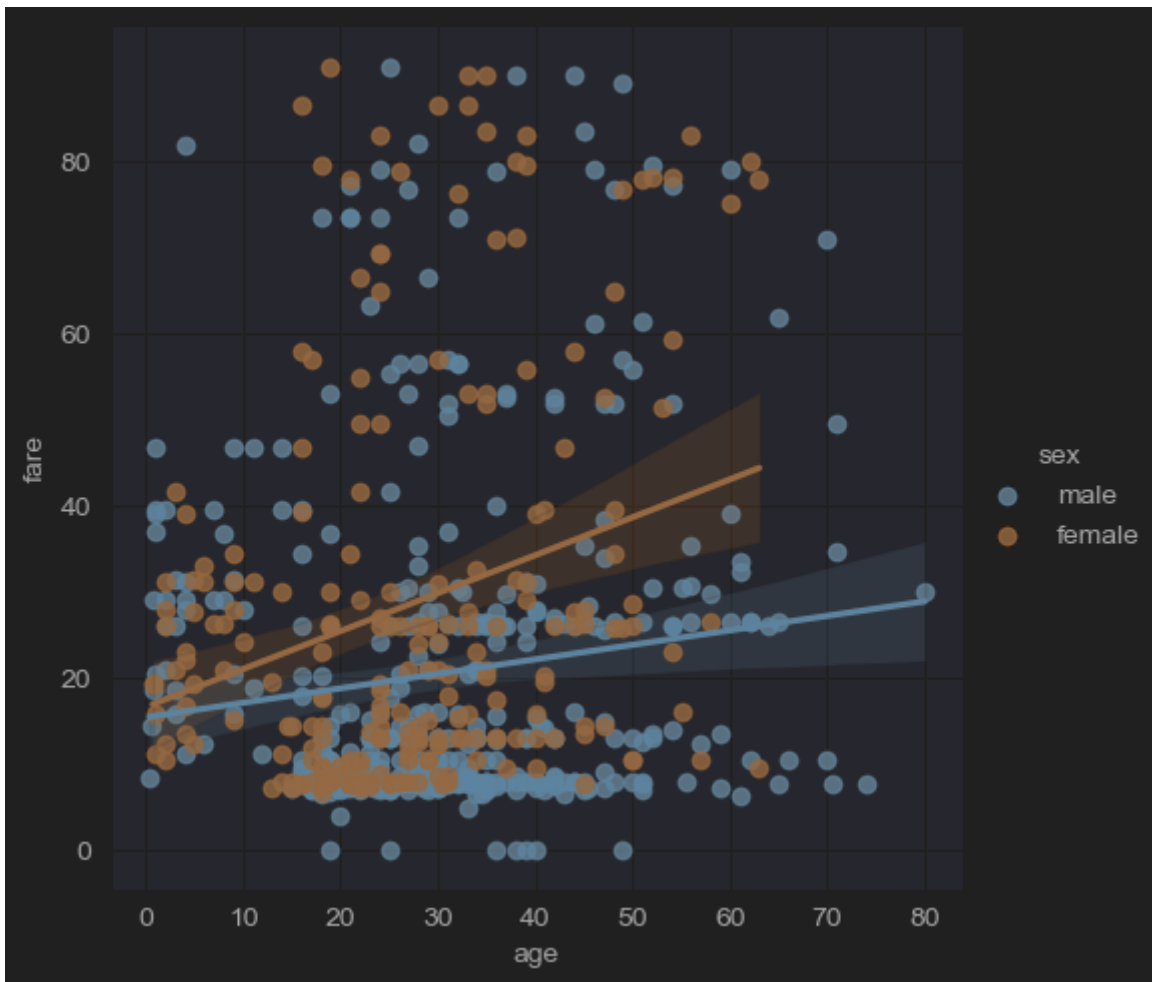




### lplot()

regplot()과 FacetGrid를 결합한 figure-level 함수로, 데이터셋의 다양한 하위 집합에 걸쳐 선형 회귀 모델을 플로팅할 수 있게 해준다.

```
sns.lplot(x='age', y='fare', hue='sex', data=new_df_titanic)
```



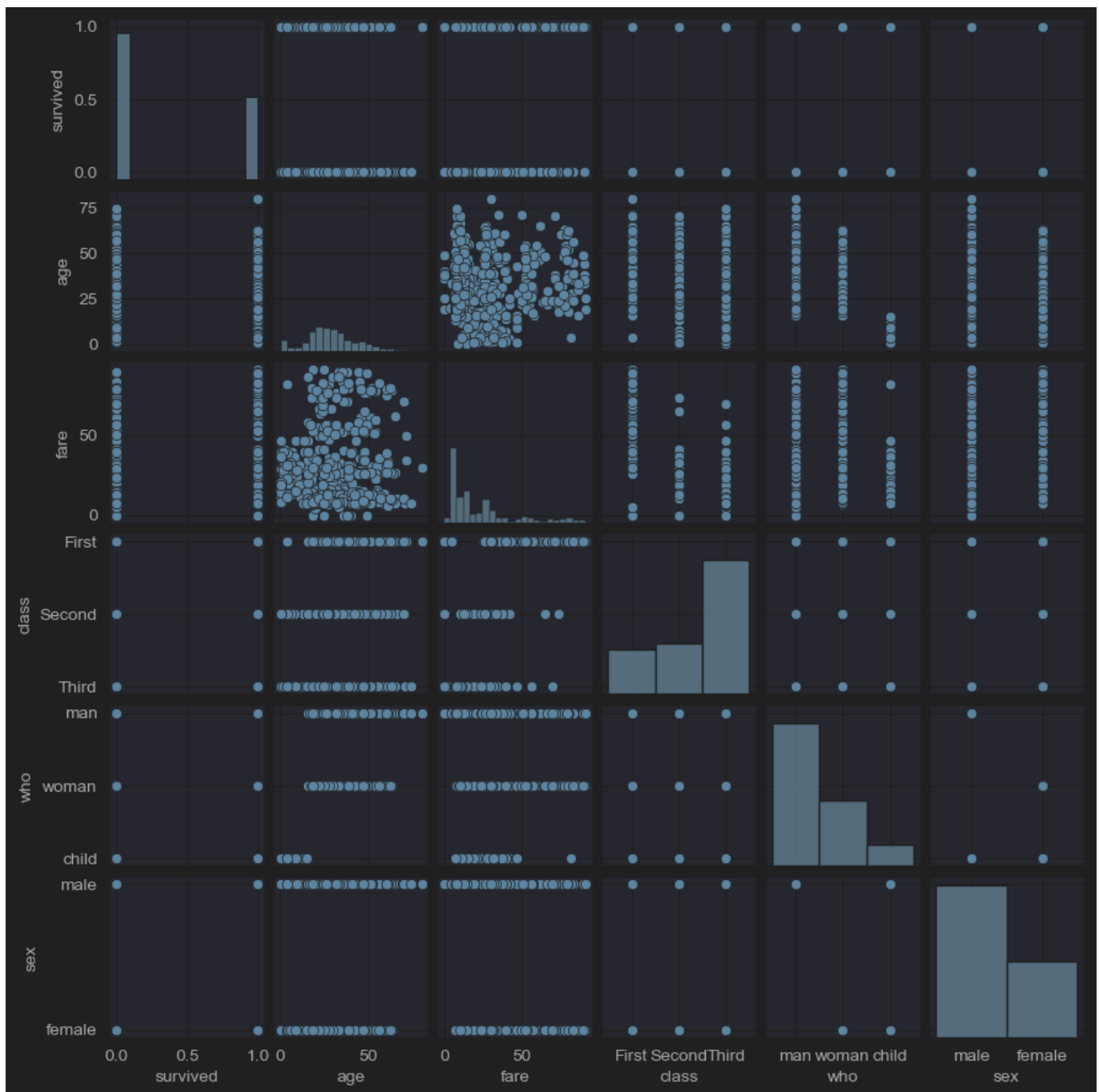
## Multi-Plot Grids

Seaborn은 데이터의 다양한 하위 집합을 비교하는 데 유용한 여러 개의 서브플롯을 포함한 그림을 생성하는 함수를 제공한다.

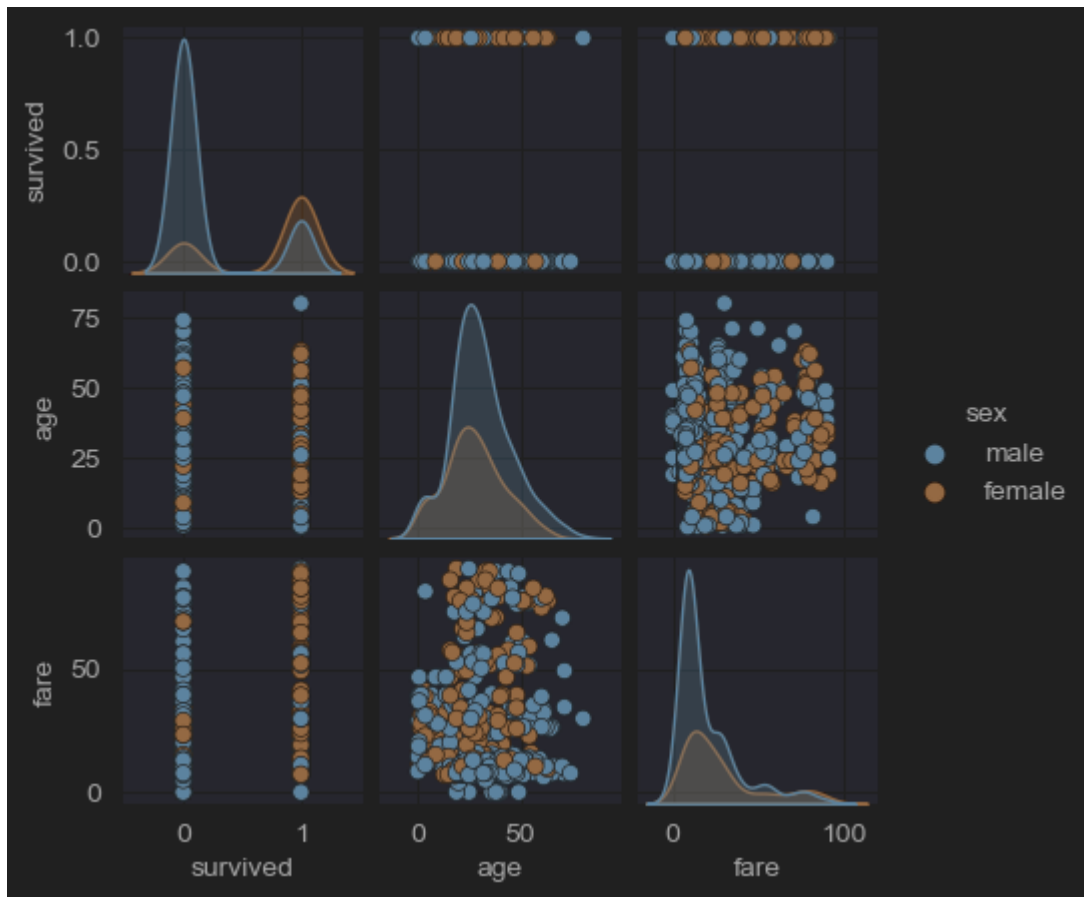
### pairplot()

데이터셋 내의 쌍대 관계를 플로팅한다. 기본적으로 이 함수는 데이터 내의 각 변수가 단일 행에 걸쳐 y축에, 단일 열에 걸쳐 x축에 공유되도록 축 그리드를 생성한다.

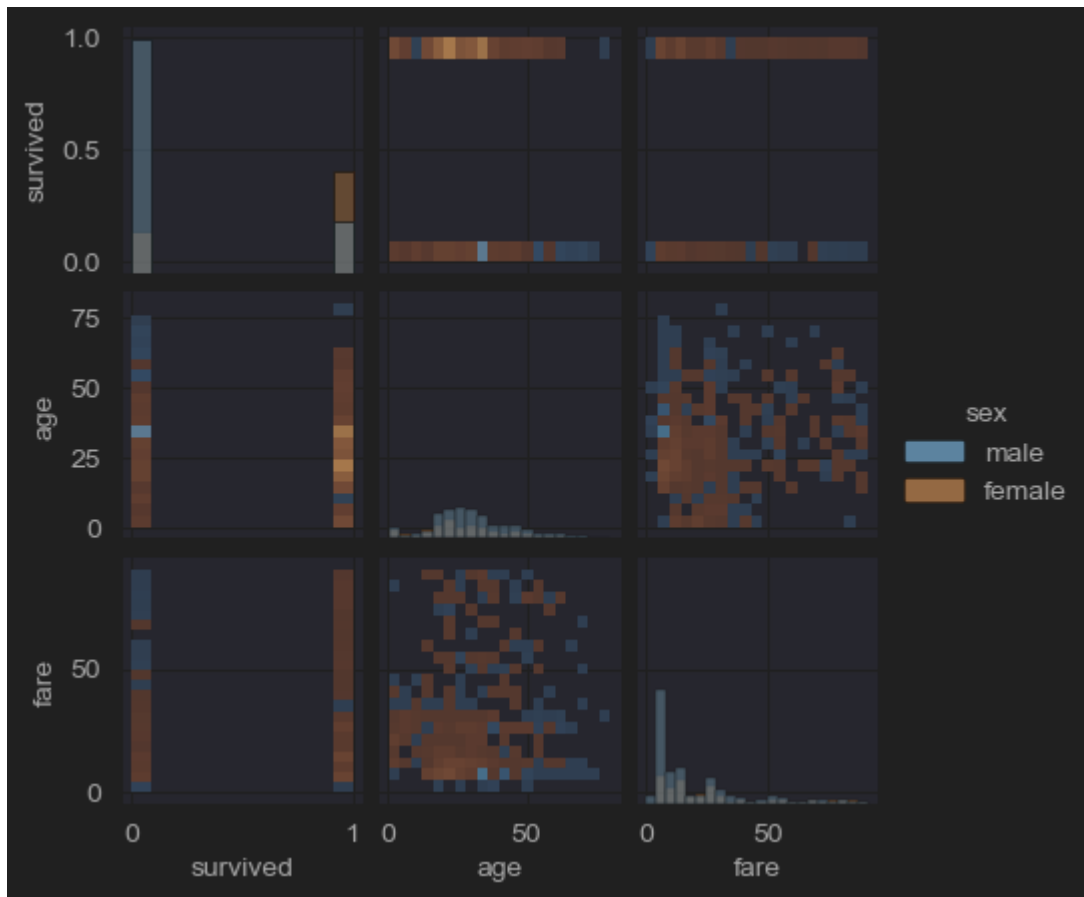
```
# (11) pairplots
sns.pairplot(new_df_titanic,
x_vars=['survived','age','fare','class','who','sex'],
y_vars=['survived','age','fare','class','who','sex'],
kind='scatter',
height=1.5)
plt.show()
```



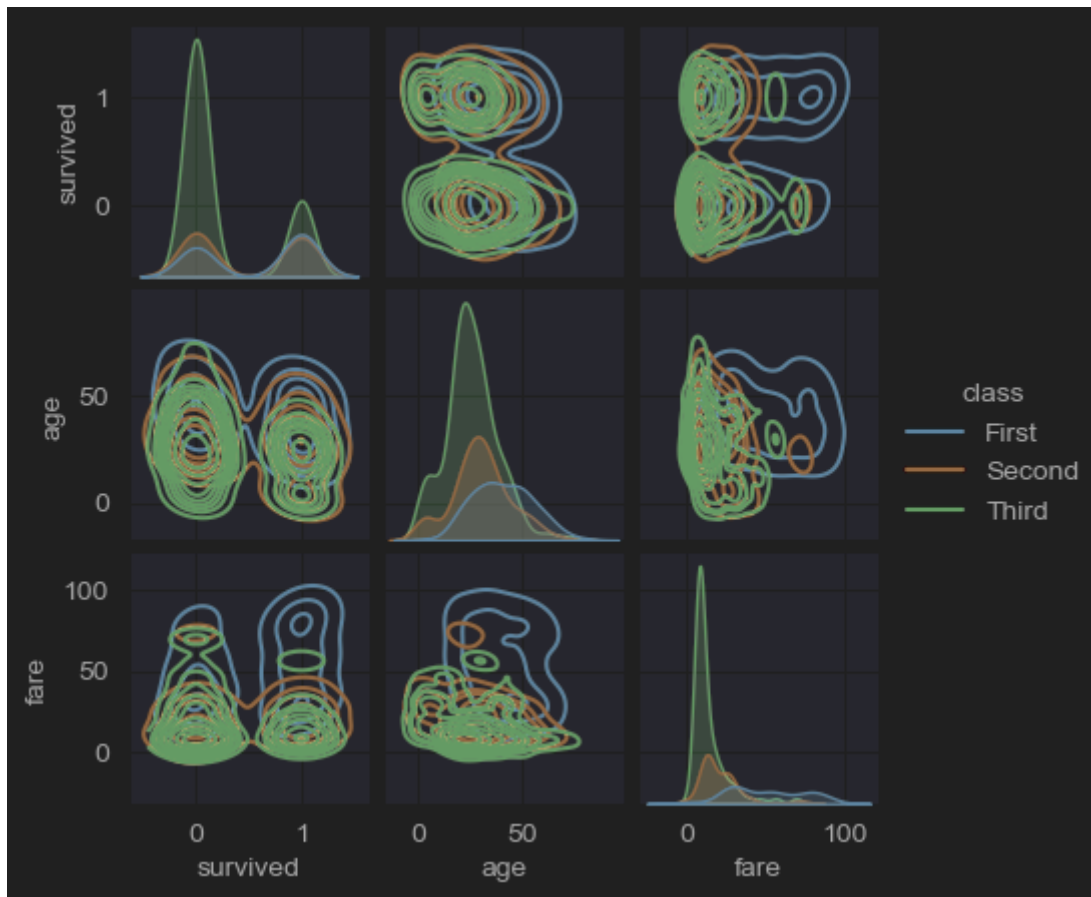
```
# (11) pairplots
sns.pairplot(new_df_titanic,
x_vars=['survived', 'age', 'fare'],
y_vars=['survived', 'age', 'fare'],
kind='scatter',
hue='sex',
height=1.5)
plt.show()
```



```
# (11) pairplots
sns.pairplot(new_df_titanic,
x_vars=['survived','age','fare'],
y_vars=['survived','age','fare'],
kind='hist',
hue='sex',
height=1.5)
plt.show()
```



```
# (11) pairplots
sns.pairplot(new_df_titanic,
x_vars=['survived','age','fare'],
y_vars=['survived','age','fare'],
kind='kde',
hue='class',
height=1.5)
plt.show()
```

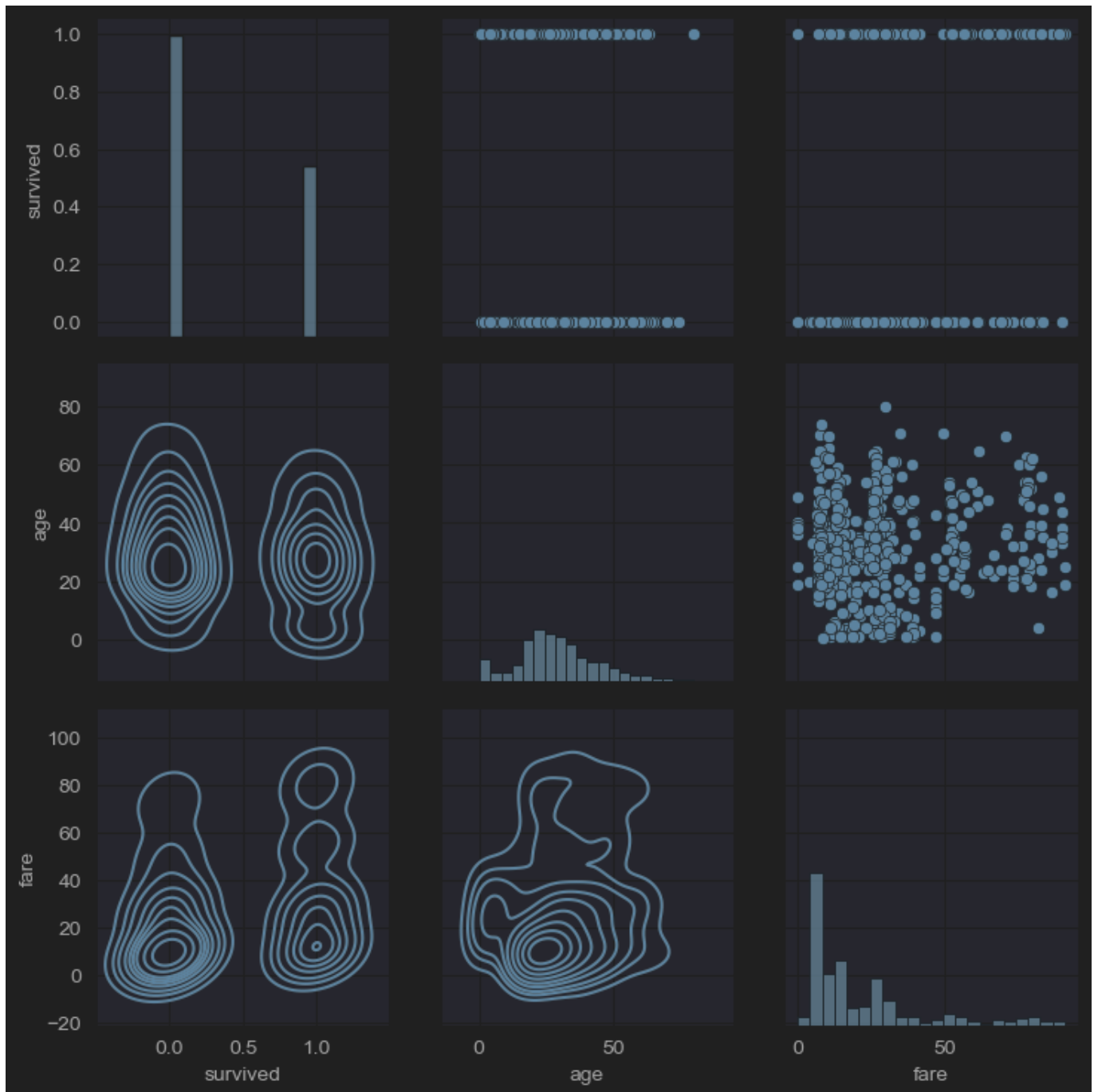


### FacetGrid, PairGrid, JointGrid

이들은 다른 변수들에 대한 조건을 기반으로 다중 플롯 그리드를 생성할 수 있는 클래스이다. PairGrid는 PairPlot의 불편함을 해소하기 위해 만들어졌으며, 가장 큰 차이점은 각 시각화 도구를 대각선의 상단과 하단에 적용할 수 있다는 것이다.

- (pairplot, pairgrid 비교 사진)

```
# (12) pairgrid()
grid = sns.PairGrid(new_df_titanic[['survived','age','fare']])
grid.map_diag(sns.histplot)
grid.map_lower(sns.kdeplot)
grid.map_upper(sns.scatterplot)
plt.show()
```



```
# (12) pairgrid()
grid = sns.PairGrid(new_df_titanic[['survived','age','fare','sex']],hue='sex')
grid.map_diag(sns.histplot)
grid.map_lower(sns.kdeplot)
grid.map_upper(sns.scatterplot)
plt.show()
```

