

# Modul Praktikum

## Data Mining



### **Tim Penyusun:**

Dr. Rakhmat Arianto, S.ST., M.Kom

Ir. Rudy Ariyanto, ST., M.Cs

Prof. Dr. Eng. Rosa Andrie Asmara, ST., MT

**Jurusan Teknologi Informasi**

**Sistem Informasi Bisnis**

**Politeknik Negeri Malang**

**Maret 2025**

## DAFTAR ISI

DAFTAR ISI .....	2
JOBSHEET 5 Perbaikan dan Visualisasi Data .....	3
Pendahuluan .....	3
Tujuan Praktikum.....	3
Peralatan yang dibutuhkan .....	3
Praktikum .....	3
Framework pada DataMining .....	3
Tahap 1: Mendefinisikan Permasalahan .....	5
Tahap 2: Mengumpulkan Data.....	5
Tahap 3: Menyiapkan Data untuk Diolah .....	5
Tahap 4: melakukan Analisa Exploratory .....	11

## JOBSHEET 6

### Perbaikan dan Visualisasi Data

#### Pendahuluan

Modul ini menjelaskan proses perbaikan data dengan implementasi pada dataset Titanic.

#### Tujuan Praktikum

Setelah menyelesaikan praktikum ini, mahasiswa mampu:

- Memahami tentang perbaikan data.
- Membuat visualisasi data dengan baik.

#### Peralatan yang dibutuhkan

Berberapa peralatan yang dibutuhkan dalam menyelesaikan praktikum ini adalah:

- Aplikasi Microsoft Excel
- Google Colab
- Google Drive
- Koneksi Internet
- Browser Web

#### Praktikum

Framework pada DataMining.

##### 1. Mendefinisikan Permasalahan

Jika ilmu data, big data, pembelajaran mesin (Machine Learning), analisis prediktif, business intelligence, atau kata kunci lainnya adalah solusinya, lalu apa masalahnya? Permasalahan harus diketahui dahulu sebelum mencari solusinya. Seringkali yang dilakukan adalah terburu-buru menggunakan teknologi, alat, atau algoritma tertentu yang canggih sebelum mengetahui permasalahan sebenarnya yang ingin dipecahkan. Pada CRISP-DM, tahapan ini dikenal dengan Business Understanding. Kasus pada dataset Titanic secara umum kita diminta memprediksi siapa saja yang selamat dan tidak selamat. Kasus lain apa yang dapat kita pecahkan dari data yang sama?. Prediksi jenis kelamin penumpang tersebut (jika nama tidak diketahui), Prediksi usia penumpang tersebut, prediksi dari pelabuhan mana dia berangkat, dan lain sebagainya.

##### 2. Mengumpulkan Data

John Naisbitt menulis dalam bukunya Megatrends yang terbit pada tahun 1984, kita "drowning in data, yet starving for knowledge (tenggelam dalam data, namun berjuang untuk mendapatkan pengetahuan)." Jadi, kemungkinan besar, kumpulan data tersebut sudah ada di suatu tempat, dalam beberapa format. Bisa eksternal atau internal, terstruktur atau tidak terstruktur, statis atau stream (realtime), objektif atau subjektif, dst. Seperti kata pepatah, kita tidak perlu menciptakan kembali roda, kita hanya perlu tahu di mana menemukannya. Pada langkah berikutnya, kita akan memikirkan tentang mengubah "data kotor" menjadi "data bersih".

### 3. Menyiapkan Data untuk Diolah

Langkah ini sering disebut sebagai pengolahan data, proses yang diperlukan untuk mengubah data "liar" menjadi data yang "dapat dikendalikan". Pengolahan data meliputi penerapan arsitektur data untuk penyimpanan dan pemrosesan, pengembangan standar tata kelola data untuk kualitas dan kontrol, ekstraksi data (misalnya dengan menggunakan ETL dan web scraping), dan pembersihan data untuk mengidentifikasi data yang tidak normal, hilang, atau outlier.

### 4. Melakukan Analisa Exploratory

Langkah penting berikutnya adalah melakukan eksplorasi data. Langkah ini dilakukan untuk menggunakan statistik deskriptif dan grafis guna mencari potensi masalah, pola, klasifikasi, korelasi, dan perbandingan dalam kumpulan data. Selain itu, kategorisasi data (yaitu kualitatif vs kuantitatif) juga penting untuk memahami dan memilih uji hipotesis atau model data yang tepat. Pada Modul ini, tahapan yang kita lakukan berhenti disini.

### 5. Memodelkan Data

Seperti statistik deskriptif dan inferensial, pemodelan data dapat meringkas data atau memprediksi hasil di masa depan. Kumpulan data dan hasil yang diharapkan akan menentukan algoritme yang tersedia untuk digunakan. Penting juga untuk diingat, algoritme adalah alat dan bukan tongkat ajaib atau peluru ajaib. Kita harus tetap menjadi ahli yang tahu cara memilih alat yang tepat untuk pekerjaan tersebut. Analoginya seperti meminta seseorang memberi kita obeng Plus (+), dan mereka memberi Anda obeng Minus (-) atau palu. Hal yang sama berlaku dalam pemodelan data. Model yang salah dapat menyebabkan kinerja yang buruk dan prediksi yang salah.

### 6. Memvalidasi dan Implementasi Data Model

Setelah kita melatih model berdasarkan sebagian data, langkah berikutnya yang dilakukan adalah menguji model. Hal ini membantu memastikan kita tidak melakukan overfitting model atau membuatnya terlalu spesifik pada sebagian yang dipilih, sehingga tidak secara akurat melakukan overfitting pada sebagian lain dari kumpulan data yang sama. Pada langkah ini, kita menentukan apakah model melakukan overfitting, generalisasi, atau underfit pada kumpulan data. Overfitting

adalah proses mempelajari data dengan model yang terlalu sempurna, padahal ada kemungkinan data yang digunakan bukan data yang baik.

## 7. Optimasi dan Memilih Strategi

Tahapan ini adalah langkah perbaikan di mana kita mengulang kembali proses untuk membuatnya lebih baik, lebih kuat, dan lebih cepat dari sebelumnya. Sebagai data scientist, strategi kita haruslah mengoptimalkan hasil yang telah didapatkan, mencoba beberapa model baru, mempelajari waktu operasi, dan memilih model terbaik yang dapat digunakan pada proses deployment aplikasi.

## Praktikum

### Tahap 1: Mendefinisikan Permasalahan

Pada dataset Titanic, jelas sekali kita diminta untuk memprediksi apakah penumpang selamat atau tidak dari tenggelamnya kapal Titanic. Mau tidak mau, kita harus engembangkan algoritma untuk memprediksi kemungkinan selamatnya penumpang Titanic.

**Ringkasan Dataset:** Tenggelamnya RMS Titanic adalah salah satu kecelakaan kapal paling terkenal dalam sejarah. Pada tanggal 15 April 1912, selama pelayaran perdannya, Titanic tenggelam setelah bertabrakan dengan gunung es, menewaskan 1502 dari 2224 penumpang dan awak kapal. Tragedi sensasional ini mengejutkan masyarakat internasional dan menjadi pedoman untuk penyusunan peraturan keselamatan kapal yang lebih baik.

Salah satu alasan mengapa kecelakaan kapal tersebut mengakibatkan hilangnya banyak nyawa adalah karena tidak cukupnya sekoci penyelamat bagi penumpang dan awak kapal. Meskipun ada sedikit unsur keberuntungan yang terlibat dalam upaya selamat dari tenggelamnya kapal, beberapa kelompok orang lebih mungkin selamat daripada yang lain, seperti wanita, anak-anak, dan kelas atas.

Dalam project ini, kita diminta untuk menyelesaikan analisis tentang jenis orang yang mungkin selamat.

### Tahap 2: Mengumpulkan Data

Data yang dipakai adalah data dari Kaggle pada link berikut:

<https://www.kaggle.com/c/titanic/data>

Dataset ini terdiri dari 2 file yang dapat digunakan, File train.csv digunakan sebagai dataset referensi, file ini memiliki 12 kolom. File test.csv digunakan sebagai data uji untuk memprediksi penumpang selamat atau tidak, File ini memiliki 11 kolom (hanya kolom survived yang tidak ada dan kita diminta untuk memberikan hasil prediksi pada kolom survived baru pada file test.csv).

### Tahap 3: Menyiapkan Data untuk Diolah

Langkah pertama yang dilakukan adalah import Library yang dibutuhkan.

Langkah kedua yang dilakukan adalah memahami data secara utuh. Kita dapat gunakan fungsi info() dan sample() untuk melihat contoh data dan tipe datanya. Dari data Dictionary kita dapat lihat spesifikasi tiap data atribut. Data Dictionary dapat dilihat pada link berikut: <https://www.kaggle.com/c/titanic/data>

Data Dictionary		
Variable	Definition	Key
survival	Survival	0 = No, 1 = Yes
pclass	Ticket class	1 = 1st, 2 = 2nd, 3 = 3rd
sex	Sex	
Age	Age in years	
sibsp	# of siblings / spouses aboard the Titanic	
parch	# of parents / children aboard the Titanic	
ticket	Ticket number	
fare	Passenger fare	
cabin	Cabin number	
embarked	Port of Embarkation	C = Cherbourg, Q = Queenstown, S = Southampton

Gambar 1. Data Dictionary Titanic Dataset

1. Atribut **Survived** adalah hasil atau variabel dependen. Data ini bertipe nominal biner 1 untuk yang selamat dan 0 untuk yang tidak selamat. Semua atribut lainnya adalah prediktor potensial atau atribut independen. Penting untuk dicatat, lebih banyak atribut prediktor tidak selalu akan membuat model menjadi lebih baik
2. Atribut **PassengerID** dan **Ticket** diasumsikan sebagai identifier unik dan acak, yang tidak memiliki dampak pada variabel hasil. Dengan demikian, kedua atribut ini akan dikecualikan dari analisis.
3. Atribut **Pclass** adalah tipe data ordinal untuk kelas tiket, menunjukkan status sosial-ekonomi, yang mewakili 1 = kelas atas, 2 = kelas menengah, dan 3 = kelas bawah.
4. Atribut **Name** adalah tipe data nominal. Atribut ini dapat digunakan dalam rekayasa fitur untuk memperoleh data jenis kelamin dari gelar, jumlah keluarga dari surname (nama keluarga), dan status ekonomi dari gelar seperti doctor atau master. Karena atribut-atribut ini sudah ada, kita akan coba menggunakan untuk melihat apakah gelar seperti master, membuat perbedaan.

5. **Sex** dan **Embarked** adalah tipe data nominal. Keduanya akan diubah menjadi nilai angka untuk perhitungan matematika.
6. Atribut **Age** dan **Fare** adalah tipe data kuantitatif continues.
7. **SibSp** menunjukkan jumlah saudara kandung/pasangan hidup di atas kapal dan **Parch** menunjukkan jumlah orang tua/anak terkait di atas kapal. Keduanya adalah tipe data kuantitatif discrete. Data ini dapat digunakan untuk rekayasa fitur guna membuat atribut ukuran keluarga dan merupakan atribut tunggal.
8. Atribut **Cabin** adalah tipe data nominal yang dapat digunakan dalam rekayasa fitur untuk perkiraan posisi di kapal saat insiden terjadi dan status sosial ekonomi dari tingkat dek. Namun, karena ada banyak sekali nilai kosong, data ini tidak terlalu mempengaruhi model dan dapat dikecualikan dari analisis.

Setelah memahami atribut yang ada dalam data, Langkah berikutnya yang dilakukan adalah pembersihan data. Pembersihan data ini dikenal dengan istilah 4C (Correcting, Completing, Creating, dan Converting).

1. Correcting: Setelah meninjau data Titanic, terlihat tidak ada data yang menyimpang atau aneh. Akan tetapi, kita dapat lihat bahwa ada kemungkinan terdapat potensi data outlier dalam atribut **Age** dan **Fare**. Namun, karena nilainya masih dalam ambang wajar, kita akan lihat hingga setelah menyelesaikan analisis eksploratori untuk menentukan apakah harus mengikutkan atau menghilangkan sampel tersebut dari kumpulan data. Perlu dicatat, bahwa jika nilainya tidak wajar, misalnya usia = 800 bukannya 80, maka mungkin keputusan yang terbaik untuk memperbaikinya sekarang. Namun, kita tetap harus hati-hati saat mengubah data dari nilai aslinya, karena hal tersebut dapat sangat mempengaruhi akurasi dari model yang dibuat.
2. Completing: Ada nilai kosong (NULL) atau data yang hilang di atribut Age, Cabin, dan Embarked. Nilai yang kosong bisa jadi buruk karena beberapa algoritma pemodelan tidak tahu cara menangani nilai kosong dan akan gagal. Merupakan hal yang cukup penting untuk memperbaiki dataset sebelum kita mulai menggunakan model, karena kita akan membandingkan dan melakukan evaluasi beberapa model. Ada dua metode umum, menghapus sampel atau mengisi nilai yang hilang menggunakan nilai yang wajar. Tidak disarankan untuk menghapus sampel, terutama sebagian besar sampel, kecuali jika benar-benar mewakili sampel yang tidak lengkap. Sebaliknya, yang terbaik adalah mengisikan nilai yang hilang. Metodologi dasar untuk data kualitatif adalah mengimputasikan menggunakan modus. Metodologi dasar untuk data kuantitatif adalah mengimputasikan menggunakan mean, median, atau mean + standard deviasi acak. Metodologi perantara adalah menggunakan metodologi dasar berdasarkan kriteria tertentu;

seperti usia rata-rata menurut kelas atau pelabuhan keberangkatan menurut tarif dan status sosial ekonomi. Ada metodologi yang lebih kompleks, namun sebelum menerapkannya, kita harus yakin metodologi tersebut telah dibandingkan dengan model dasar untuk menentukan apakah kompleksitasnya dapat menambah nilai akurasi model. Untuk kumpulan dataset ini, usia akan diperhitungkan dengan median, atribut kabin akan dihilangkan, dan keberangkatan akan diperhitungkan dengan modus. Iterasi model berikutnya dapat mengubah keputusan ini untuk menentukan apakah hal itu meningkatkan akurasi model.

3. Creating: Feature Engineering adalah saat kita akan menggunakan fitur (atribut) yang sudah ada untuk membuat fitur baru guna menentukan apakah fitur tersebut memberikan luaran baru untuk memprediksi hasil. Untuk dataset ini, kita akan membuat fitur Title untuk menentukan apakah fitur tersebut berperan dalam penentuan Survived.
4. Converting: Tidak ada format tanggal atau mata uang, hanya format Datatypes. Data kategorikal diimpor sebagai objek yang tidak mungkin diproses menggunakan perhitungan matematika.

Kita coba melihat data pada Train dan Test yang memiliki nilai NULL.

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

from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder, LabelEncoder
from sklearn import model_selection

from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remount, call drive.mount("/content/drive", force_remount=True).

data_raw = pd.read_csv('/content/drive/MyDrive/Kuliah/2025 Data Mining/Dataset/Titanic/train.csv')
data_val = pd.read_csv('/content/drive/MyDrive/Kuliah/2025 Data Mining/Dataset/Titanic/test.csv')

data1 = data_raw.copy(deep = True)

data_cleaner = [data1, data_val]

print('kolom data Train dengan nilai NULL:\n', data1.isnull().sum())
print("-"*10)

print('kolom data Test dengan nilai NULL:\n', data_val.isnull().sum())
print("-"*10)

data_raw.describe(include = 'all')
```



```
kolom data Train dengan nilai NULL:  
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  
-----  
kolom data Test dengan nilai NULL:  
PassengerId      0  
Pclass            0  
Name              0  
Sex               0  
Age             86  
SibSp            0  
Parch            0  
Ticket           0  
Fare             1  
Cabin          327  
Embarked        0  
dtype: int64  
-----
```

	PassengerId	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarked
count	891.000000	891.000000	891.000000	891	891	714.000000	891.000000	891.000000	891	891.000000	204	889
unique	NaN	NaN	NaN	891	2	NaN	NaN	NaN	681	NaN	147	3
top	NaN	NaN	NaN	Braund, Mr Owen Harris	male	NaN	NaN	NaN	347082	NaN	B96 B98	S
freq	NaN	NaN	NaN	1	577	NaN	NaN	NaN	7	NaN	4	644
mean	446.000000	0.383838	2.308642	NaN	NaN	29.699118	0.523008	0.381594	NaN	32.204208	NaN	NaN
std	257.353842	0.486592	0.836071	NaN	NaN	14.526497	1.102743	0.806057	NaN	49.693429	NaN	NaN
min	1.000000	0.000000	1.000000	NaN	NaN	0.420000	0.000000	0.000000	NaN	0.000000	NaN	NaN
25%	223.500000	0.000000	2.000000	NaN	NaN	20.125000	0.000000	0.000000	NaN	7.910400	NaN	NaN
50%	446.000000	0.000000	3.000000	NaN	NaN	28.000000	0.000000	0.000000	NaN	14.454200	NaN	NaN
75%	668.500000	1.000000	3.000000	NaN	NaN	38.000000	1.000000	0.000000	NaN	31.000000	NaN	NaN
max	891.000000	1.000000	3.000000	NaN	NaN	80.000000	8.000000	6.000000	NaN	512.329200	NaN	NaN

Gambar 2. Kode dan hasil dari data bernilai NULL

## Percobaan yang saya lakukan

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

from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder, LabelEncoder
from sklearn import model_selection

from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

data_raw = pd.read_csv('/content/drive/MyDrive/Data Mining/titanic/train.csv')
data_val = pd.read_csv('/content/drive/MyDrive/Data Mining/titanic/test.csv')

data1 = data_raw.copy(deep = True)

data_cleaner = [data1, data_val]

print('Kolom data Train dengan nilai NULL:\n', data1.isnull().sum())
print("-"*10)

print('Kolom data Test dengan nilai NULL:\n', data_val.isnull().sum())
print("-"*10)

data_raw.describe(include = 'all')
```

Kolom data Train dengan nilai NULL:

	PassengerId	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarked
count	891.000000	891.000000	891.000000	891	891	714.000000	891.000000	891.000000	891	891.000000	204	889
unique	Nan	Nan	Nan	891	2	Nan	Nan	Nan	681	Nan	147	3
top	Nan	Nan	Nan	Braund, Mr. Owen Harris	male	Nan	Nan	Nan	347082	Nan	B96 B98	S
freq	Nan	Nan	Nan	1	577	Nan	Nan	Nan	7	Nan	4	644
mean	446.000000	0.383838	2.308642	Nan	Nan	29.699118	0.523008	0.381594	Nan	32.204206	Nan	Nan
std	257.353842	0.486592	0.836071	Nan	Nan	14.526497	1.102743	0.806057	Nan	49.693429	Nan	Nan
min	1.000000	0.000000	1.000000	Nan	Nan	0.420000	0.000000	0.000000	Nan	0.000000	Nan	Nan
25%	223.500000	0.000000	2.000000	Nan	Nan	20.125000	0.000000	0.000000	Nan	7.910400	Nan	Nan
50%	446.000000	0.000000	3.000000	Nan	Nan	28.000000	0.000000	0.000000	Nan	14.454200	Nan	Nan
75%	668.500000	1.000000	3.000000	Nan	Nan	38.000000	1.000000	0.000000	Nan	31.000000	Nan	Nan
max	891.000000	1.000000	3.000000	Nan	Nan	80.000000	8.000000	6.000000	Nan	512.329200	Nan	Nan

Kolom data Test dengan nilai NULL:

	PassengerId	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarked
count	891.000000	891.000000	891.000000	891	891	714.000000	891.000000	891.000000	891	891.000000	204	889
unique	Nan	Nan	Nan	891	2	Nan	Nan	Nan	681	Nan	147	3
top	Nan	Nan	Nan	Braund, Mr. Owen Harris	male	Nan	Nan	Nan	347082	Nan	B96 B98	S
freq	Nan	Nan	Nan	1	577	Nan	Nan	Nan	7	Nan	4	644
mean	446.000000	0.383838	2.308642	Nan	Nan	29.699118	0.523008	0.381594	Nan	32.204206	Nan	Nan
std	257.353842	0.486592	0.836071	Nan	Nan	14.526497	1.102743	0.806057	Nan	49.693429	Nan	Nan
min	1.000000	0.000000	1.000000	Nan	Nan	0.420000	0.000000	0.000000	Nan	0.000000	Nan	Nan
25%	223.500000	0.000000	2.000000	Nan	Nan	20.125000	0.000000	0.000000	Nan	7.910400	Nan	Nan
50%	446.000000	0.000000	3.000000	Nan	Nan	28.000000	0.000000	0.000000	Nan	14.454200	Nan	Nan
75%	668.500000	1.000000	3.000000	Nan	Nan	38.000000	1.000000	0.000000	Nan	31.000000	Nan	Nan
max	891.000000	1.000000	3.000000	Nan	Nan	80.000000	8.000000	6.000000	Nan	512.329200	Nan	Nan

	PassengerId	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarked
count	891.000000	891.000000	891.000000	891	891	714.000000	891.000000	891.000000	891	891.000000	204	889
unique	Nan	Nan	Nan	891	2	Nan	Nan	Nan	681	Nan	147	3
top	Nan	Nan	Nan	Braund, Mr. Owen Harris	male	Nan	Nan	Nan	347082	Nan	B96 B98	S
freq	Nan	Nan	Nan	1	577	Nan	Nan	Nan	7	Nan	4	644
mean	446.000000	0.383838	2.308642	Nan	Nan	29.699118	0.523008	0.381594	Nan	32.204206	Nan	Nan
std	257.353842	0.486592	0.836071	Nan	Nan	14.526497	1.102743	0.806057	Nan	49.693429	Nan	Nan
min	1.000000	0.000000	1.000000	Nan	Nan	0.420000	0.000000	0.000000	Nan	0.000000	Nan	Nan
25%	223.500000	0.000000	2.000000	Nan	Nan	20.125000	0.000000	0.000000	Nan	7.910400	Nan	Nan
50%	446.000000	0.000000	3.000000	Nan	Nan	28.000000	0.000000	0.000000	Nan	14.454200	Nan	Nan
75%	668.500000	1.000000	3.000000	Nan	Nan	38.000000	1.000000	0.000000	Nan	31.000000	Nan	Nan
max	891.000000	1.000000	3.000000	Nan	Nan	80.000000	8.000000	6.000000	Nan	512.329200	Nan	Nan

Langkah berikutnya adalah melakukan Completing pada nilai NULL.

```
for dataset in data_cleaner:
    #isikan age yang kosong dengan median
    dataset['Age'].fillna(dataset['Age'].median(), inplace = True)

    #isikan embarked dengan modus
    dataset['Embarked'].fillna(dataset['Embarked'].mode()[0], inplace = True)

    #isikan fare dengan median
    dataset['Fare'].fillna(dataset['Fare'].median(), inplace = True)

#hapus atribut cabin dan lainnya yang kita anggap tidak diperlukan
drop_column = ['PassengerId','Cabin', 'Ticket']
data1.drop(drop_column, axis=1, inplace = True)

print(data1.isnull().sum())
print("-"*10)
print(data_val.isnull().sum())
```

Survived	0
Pclass	0
Name	0
Sex	0
Age	0
SibSp	0
Parch	0
Fare	0
Embarked	0
dtype: int64	
-----	
PassengerId	0
Pclass	0
Name	0
Sex	0
Age	0
SibSp	0
Parch	0
Ticket	0
Fare	0
Cabin	327
Embarked	0

Gambar 3. Kode dan hasil setelah dilakukan perbaikan data

### Percobaan yang saya lakukan

```
for dataset in data_cleaner:  
    # isikan age yang kosong dengan median  
    dataset['Age'].fillna(dataset['Age'].median(), inplace = True)  
  
    # isikan embarked dengan modus  
    dataset['Embarked'].fillna(dataset['Embarked'].mode()[0], inplace = True)  
  
    # isikan fare dengan median  
    dataset['Fare'].fillna(dataset['Fare'].median(), inplace = True)  
  
# hapus atribut cabin dan lainnya yang kita anggap tidak diperlukan  
drop_column = ['PassengerId', 'Cabin', 'Ticket']  
data1.drop(drop_column, axis=1, inplace = True)  
  
print(data1.isnull().sum())  
print("-"*10)  
print(data_val.isnull().sum())
```

Survived	0
Pclass	0
Name	0
Sex	0
Age	0
SibSp	0
Parch	0
Fare	0
Embarked	0
dtype: int64	
-----	
PassengerId	0
Pclass	0
Name	0
Sex	0
Age	0
SibSp	0
Parch	0
Ticket	0
Fare	0
Cabin	327
Embarked	0

Langkah berikutnya adalah membuat atribut baru, contoh akan dibuat atribut Title dan Jumlah keluarga, Fare dan Age akan dibuat bentuk kategorikal.

```

for dataset in data_cleaner:
    #variables discrete
    dataset['FamilySize'] = dataset['SibSp'] + dataset['Parch'] + 1

    dataset['IsAlone'] = 1 #diisikan 1 jika sendiri
    dataset['IsAlone'].loc[dataset['FamilySize'] > 1] = 0 # isikan 0 jika ada relasi yang bersama

    #Pisahkan title dari nama: http://www.pythontutor.com/dictionary/python-split
    dataset['Title'] = dataset['Name'].str.split(", ", expand=True)[1].str.split(".", expand=True)[0]

    #Buat bin Fare menggunakan qcut atau bin Frekuensi:
    dataset['FareBin'] = pd.qcut(dataset['Fare'], 4)

    #buat bin Age menggunakan cut or nilai bin:
    dataset['AgeBin'] = pd.cut(dataset['Age'].astype(int), 5)

#bersihkan title yang jarang ada
stat_min = 10
title_names = (data1['Title'].value_counts() < stat_min)

data1['Title'] = data1['Title'].apply(lambda x: 'Misc' if title_names.loc[x] == True else x)
print(data1['Title'].value_counts())
print("-"*10)

#tampilkan data lagi
data1.info()
data_val.info()
data1.sample(10)

```

Title	Mr	517	PassengerId	418 non-null	int64
	Miss	182	Pclass	418 non-null	int64
	Mrs	125	Name	418 non-null	object
	Master	40	Sex	418 non-null	object
	Misc	27	Age	418 non-null	float64
	Name: count, dtype: int64		SibSp	418 non-null	int64
	-----		Parch	418 non-null	int64
	<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>		Ticket	418 non-null	object
	RangeIndex: 891 entries, 0 to 890		Fare	418 non-null	float64
	Data columns (total 14 columns):		Cabin	91 non-null	object
#	Column	Non-Null Count	Dtype		
0	Survived	891 non-null	int64	Embarked	418 non-null
1	Pclass	891 non-null	int64	FamilySize	418 non-null
2	Name	891 non-null	object	IsAlone	418 non-null
3	Sex	891 non-null	object	Title	418 non-null
4	Age	891 non-null	float64	FareBin	418 non-null
5	SibSp	891 non-null	int64	AgeBin	418 non-null
6	Parch	891 non-null	int64		
7	Fare	891 non-null	float64		
8	Embarked	891 non-null	object		
9	FamilySize	891 non-null	int64		
10	IsAlone	891 non-null	int64		
11	Title	891 non-null	object		
12	FareBin	891 non-null	category		
13	AgeBin	891 non-null	category		
			dtypes: category(2), float64(2), int64(6), object(4)		
			memory usage: 85.9+ KB		

Gambar 4. Kode dan hasil dari melakukan feature engineering yaitu membuat fitur baru

## Percobaan yang saya lakukan

```
for dataset in data_cleaner:
    #variables discrete
    dataset['FamilySize'] = dataset['SibSp'] + dataset['Parch'] + 1

    dataset['IsAlone'] = 1 #diisikan 1 jika sendiri
    dataset['IsAlone'].loc[dataset['FamilySize'] > 1] = 0 # isikan 0 jika ada relasi yang bersama

    #pisahkan title dari nama: http://www.pythontutor.com/dictionary/python-split
    dataset['Title'] = dataset['Name'].str.split(", ", expand=True)[1].str.split(".", expand=True)[0]

    #Buat bin Fare menggunakan qcut atau bin Frekuensi:
    dataset['FareBin'] = pd.qcut(dataset['Fare'], 4)

    #buat bin Age menggunakan cut atau nilai bin:
    dataset['AgeBin'] = pd.cut(dataset['Age'].astype(int), 5)

    #bersihkan title yang jarang ada
    stat_min = 10
    title_names = (data1['Title'].value_counts() < stat_min)

    data1['Title'] = data1['Title'].apply(lambda x: 'Misc' if title_names.loc[x] == True else x)
    print(data1['Title'].value_counts())
    print("-"*10)

    #tampilkan data lagi
    data1.info()
    data_val.info()
    data1.sample(10)
```

```
Title
Mr      517
Miss    182
Mrs     125
Master   40
Misc     27
Name: count, dtype: int64
-----
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 891 entries, 0 to 890
Data columns (total 14 columns):
 #   Column       Non-Null Count  Dtype  
 --- 
  0   Survived    891 non-null    int64  
  1   Pclass      891 non-null    int64  
  2   Name        891 non-null    object  
  3   Sex         891 non-null    object  
  4   Age         891 non-null    float64 
  5   SibSp       891 non-null    int64  
  6   Parch       891 non-null    int64  
  7   Fare         891 non-null    float64 
  8   Embarked    891 non-null    object  
  9   FamilySize  891 non-null    int64  
  10  IsAlone     891 non-null    int64  
  11  Title        891 non-null    object  
  12  FareBin     891 non-null    category
  13  AgeBin      891 non-null    category
dtypes: category(2), float64(2), int64(6), object(4)
memory usage: 85.9+ KB
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 418 entries, 0 to 417
Data columns (total 16 columns):
 #   Column       Non-Null Count  Dtype  
 --- 
  0   PassengerId 418 non-null    int64  
  1   Pclass       418 non-null    int64  
  2   Name         418 non-null    object  
  3   Sex          418 non-null    object  
  4   Age          418 non-null    float64 
  5   SibSp        418 non-null    int64  
  6   Parch        418 non-null    int64  
  7   Ticket       418 non-null    object  
  8   Fare          418 non-null    float64 
  9   Cabin        91 non-null    object  
  10  Embarked     418 non-null    object  
  11  FamilySize   418 non-null    int64  
  12  IsAlone      418 non-null    int64  
  13  Title        418 non-null    object  
  14  FareBin      418 non-null    category
  15  AgeBin       418 non-null    category
dtypes: category(2), float64(2), int64(6), object(6)
memory usage: 47.1+ KB
```

## Tahap 4: melakukan Analisa Exploratory

Setelah melakukan pembersihan data, Langkah berikutnya yang dapat dilakukan adalah melakukan eksploratori data secara statistic deskriptif dan grafis dan menyimpulkan kaitan antara variable independent dan dependen. Kode berikut digunakan untuk melihat statistic deskriptif korelasi antara variabel independen dengan dependen.

```

#Discrete Variable Correlation dengan Survival menggunakan
#group by / pivot table: https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/generated/pandas.DataFrame.groupby.html
for x in data1_x:
    if data1[x].dtype != 'float64' :
        print('Korelasi Survival dengan:', x)
        print(data1[[x, Target[0]]].groupby(x, as_index=False).mean())
        print('*'*10, '\n')

#menggunakan crosstabs: https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/generated/pandas.crosstab.html
print(pd.crosstab(data1['Title'],data1[Target[0]]))

Korelasi Survival dengan: Sex
   Sex  Survived
0  female  0.742038
1    male  0.188908
-----
Korelasi Survival dengan: Pclass
   Pclass  Survived
0       1  0.629630
1       2  0.472826
2       3  0.242363
-----
Korelasi Survival dengan: Embarked
   Embarked  Survived
0         C  0.553571
1         Q  0.389610
2         S  0.339009
-----
Korelasi Survival dengan: Title
   Title  Survived
0  Master  0.575000
1    Misc  0.444444
2   Miss  0.697802
3    Mr  0.156673
4   Mrs  0.792000
-----
Korelasi Survival dengan: SibSp
   SibSp  Survived
0      0  0.345395
1      1  0.535885
2      2  0.464286
3      3  0.250000
4      4  0.166667
5      5  0.000000
6      8  0.000000
-----
Korelasi Survival dengan: Parch
   Parch  Survived
0      0  0.343658
1      1  0.550847
2      2  0.500000
3      3  0.600000
4      4  0.000000
5      5  0.200000
6      6  0.000000
-----
Korelasi Survival dengan: FamilySize
   FamilySize  Survived
0            1  0.303538
1            2  0.552795
2            3  0.578431
3            4  0.724138
4            5  0.200000
5            6  0.136364
6            7  0.333333
7            8  0.000000
8           11  0.000000
-----
Korelasi Survival dengan: IsAlone
   IsAlone  Survived
0      0  0.505650
1      1  0.303538
-----
Survived      0      1
Title
Master      17     23
Misc        15     12
Miss       55    127
Mr        436     81
Mrs        26     99

```

Gambar 5. Kode dan hasil dari Analisa deskriptif korelasi antara Survived dengan fitur lain

### *Percobaan yang saya lakukan*

```

Target = ['Survived']
data1_x = data1.columns.drop(Target)

for x in data1_x:
    if data1[x].dtype != 'float64':
        print('Korelasi Survival dengan:', x)
        print(data1[[x, Target[0]]].groupby(x, as_index=False).mean())
        print('*'*10, '\n')

    print(pd.crosstab(data1['Title'], data1[Target[0]]))

```

**Korelasi Survival dengan: Pclass**

Pclass	Survived	
0	1	0.629630
1	2	0.472826
2	3	0.242363

**Korelasi Survival dengan: Sex**

Sex	Survived	
female	0	0.742038
male	1	0.188908

**Korelasi Survival dengan: SibSp**

SibSp	Survived	
0	0	0.345395
1	1	0.535885
2	2	0.464286
3	3	0.250000
4	4	0.166667
5	5	0.000000
6	8	0.000000

**Korelasi Survival dengan: Parch**

Parch	Survived	
0	0	0.343658
1	1	0.550847
2	2	0.500000
3	3	0.600000
4	4	0.000000
5	5	0.200000
6	6	0.000000

**Korelasi Survival dengan: Embarked**

Embarked	Survived	
C	0	0.553571
Q	1	0.389610
S	2	0.339009

**Korelasi Survival dengan: Name**

	Name	Survived
0	Abbing, Mr. Anthony	0.0
1	Abbott, Mr. Rossmore Edward	0.0
2	Abbott, Mrs. Stanton (Rosa Hunt)	1.0
3	Abelson, Mr. Samuel	0.0
4	Abelson, Mrs. Samuel (Hannah Wizosky)	1.0
..	...	...
886	de Mulder, Mr. Theodore	1.0
887	de Pelsmaeker, Mr. Alfons	0.0
888	del Carlo, Mr. Sebastiano	0.0
889	van Billiard, Mr. Austin Blyler	0.0
890	van Melkebeke, Mr. Philemon	0.0

[891 rows x 2 columns]

**Korelasi Survival dengan: Embarked**

Embarked	Survived	
C	0	0.553571
Q	1	0.389610
S	2	0.339009

**Korelasi Survival dengan: FamilySize**

FamilySize	Survived	
0	1	0.303538
1	2	0.552795
2	3	0.578431
3	4	0.724138
4	5	0.200000
5	6	0.136364
6	7	0.333333
7	8	0.000000
8	11	0.000000

**Korelasi Survival dengan: IsAlone**

IsAlone	Survived	
0	0	0.505650
1	1	0.303538

**Korelasi Survival dengan: Title**

Title	Survived	
Master	0	0.575000
Misc	1	0.444444
Miss	2	0.697802
Mr	3	0.156673
Mrs	4	0.792000

**Korelasi Survival dengan: FareBin**

FareBin	Survived	
(-0.001, 7.91]	0	0.197309
(7.91, 14.454]	1	0.303571
(14.454, 31.0]	2	0.454955
(31.0, 512.329]	3	0.581081

**Korelasi Survival dengan: AgeBin**

AgeBin	Survived	
(-0.08, 16.0]	0	0.550000
(16.0, 32.0]	1	0.344762
(32.0, 48.0]	2	0.403226
(48.0, 64.0]	3	0.434783
(64.0, 80.0]	4	0.090909

Survived	0	1
----------	---	---

Title		
Master	17	23
Misc	15	12
Miss	55	127
Mr	436	81
Mrs	26	99

Kode berikut akan menunjukkan tampilan grafis dalam berbagai bentuk. Perhatikan bentuk grafiknya dan coba pahami arti dari grafik-grafik tersebut.

```
plt.figure(figsize=[16,12])
plt.subplot(231)
plt.boxplot(x=data1['Fare'], showmeans = True, meanline = True)
plt.title('Fare Boxplot')
plt.ylabel('Fare ($)')

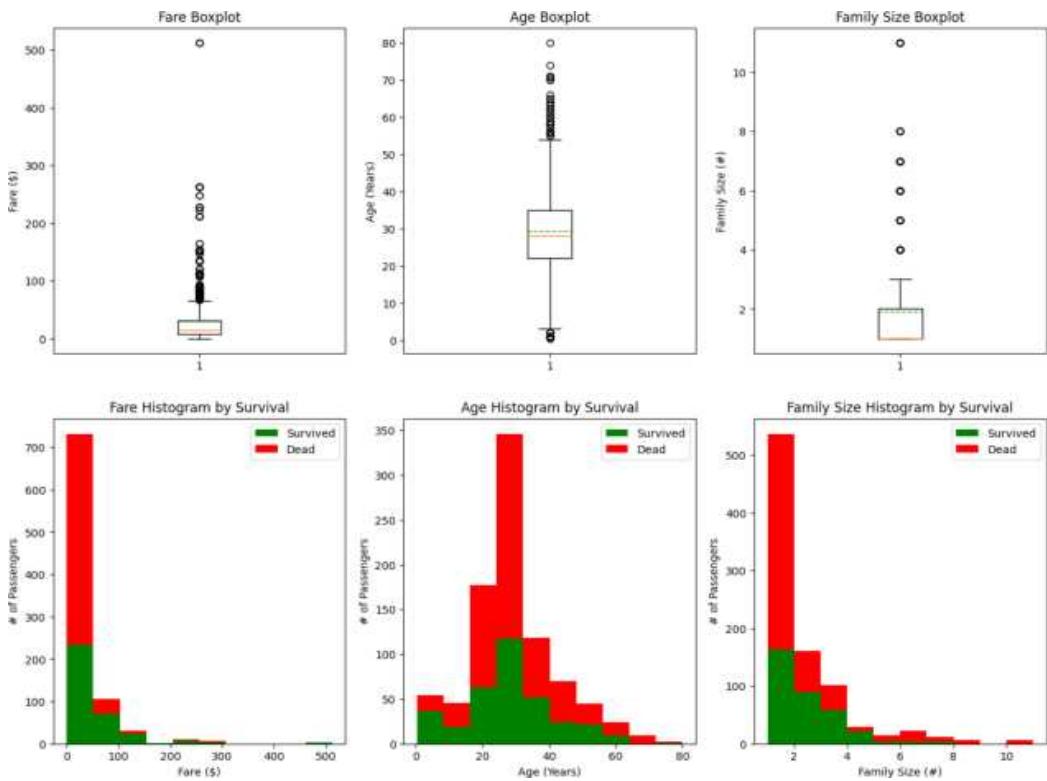
plt.subplot(232)
plt.boxplot(data1['Age'], showmeans = True, meanline = True)
plt.title('Age Boxplot')
plt.ylabel('Age (Years)')

plt.subplot(233)
plt.boxplot(data1['FamilySize'], showmeans = True, meanline = True)
plt.title('Family Size Boxplot')
plt.ylabel('Family Size (#)')

plt.subplot(234)
plt.hist(x = [data1[data1['Survived']==1]['Fare'], data1[data1['Survived']==0]['Fare']],
         stacked=True, color = ['g','r'],label = ['Survived','Dead'])
plt.title('Fare Histogram by Survival')
plt.xlabel('Fare ($)')
plt.ylabel('# of Passengers')
plt.legend()

plt.subplot(235)
plt.hist(x = [data1[data1['Survived']==1]['Age'], data1[data1['Survived']==0]['Age']],
         stacked=True, color = ['g','r'],label = ['Survived','Dead'])
plt.title('Age Histogram by Survival')
plt.xlabel('Age (Years)')
plt.ylabel('# of Passengers')
plt.legend()

plt.subplot(236)
plt.hist(x = [data1[data1['Survived']==1]['FamilySize'], data1[data1['Survived']==0]['FamilySize']],
         stacked=True, color = ['g','r'],label = ['Survived','Dead'])
plt.title('Family Size Histogram by Survival')
plt.xlabel('Family Size (#)')
plt.ylabel('# of Passengers')
plt.legend()
```



Gambar 6. Kode dan Grafik hasil perbandingan dalam boxplot dan histogram dengan matplotlib

### Percobaan yang saya lakukan

```

plt.figure(figsize=[16,12])

plt.subplot(231)
plt.boxplot(x=data1['Fare'], showmeans = True, meanline = True)
plt.title('Fare Boxplot')
plt.ylabel('Fare ($)')
plt.ylim(0, 500)

plt.subplot(232)
plt.boxplot(data1['Age'], showmeans = True, meanline = True)
plt.title('Age Boxplot')
plt.ylabel('Age (Years)')
plt.ylim(0, 80)

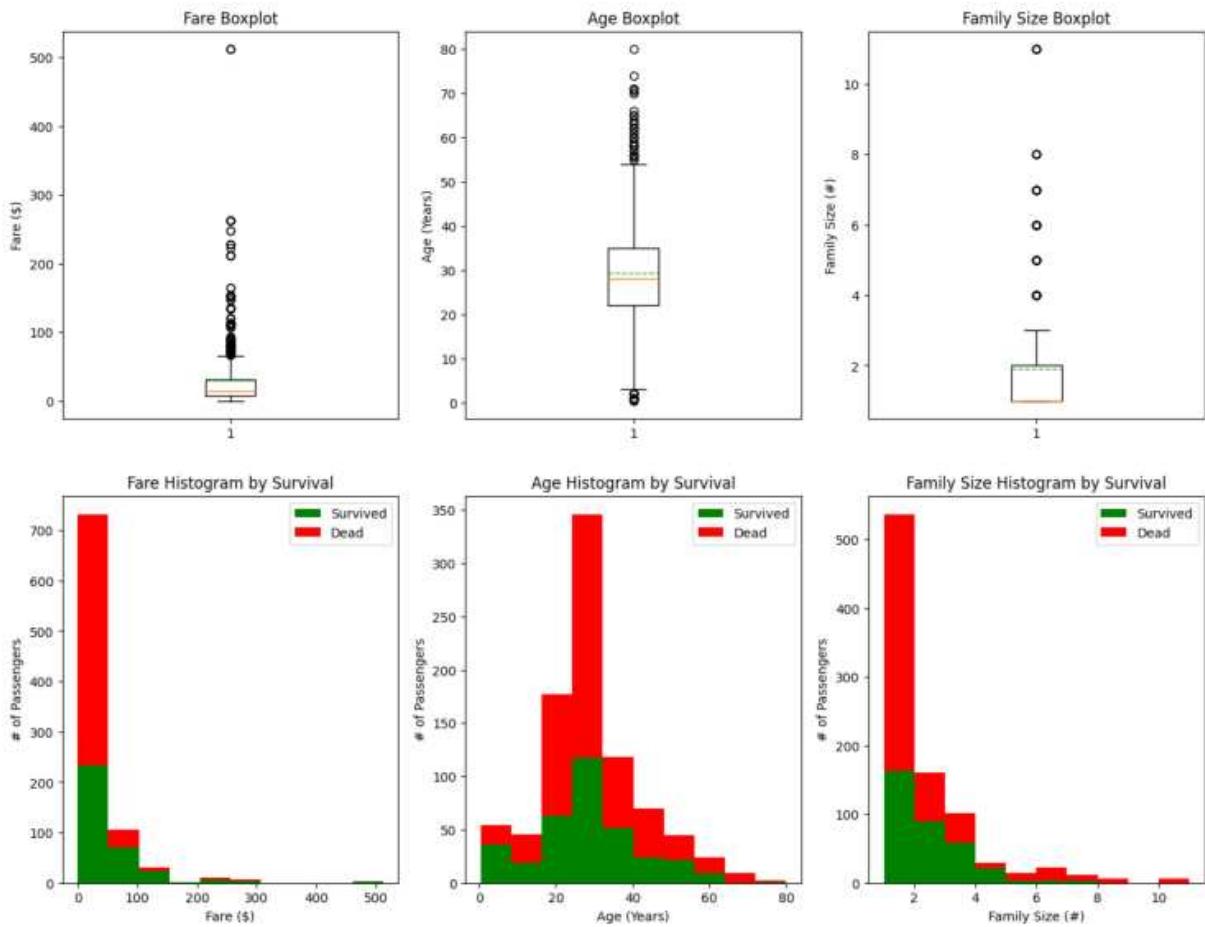
plt.subplot(233)
plt.boxplot(data1['FamilySize'], showmeans = True, meanline = True)
plt.title('Family Size Boxplot')
plt.ylabel('Family Size (#)')
plt.ylim(0, 10)

plt.subplot(234)
plt.hist(x = [data1[data1['Survived']==1]['Fare'], data1[data1['Survived']==0]['Fare']],
         stacked=True, color = ['g','r'], label = ['Survived', 'Dead'])
plt.title('Fare Histogram by Survival')
plt.xlabel('Fare ($)')
plt.ylabel('# of Passengers')
plt.legend()

plt.subplot(235)
plt.hist(x = [data1[data1['Survived']==1]['Age'], data1[data1['Survived']==0]['Age']],
         stacked=True, color = ['g','r'], label = ['Survived', 'Dead'])
plt.title('Age Histogram by Survival')
plt.xlabel('Age (Years)')
plt.ylabel('# of Passengers')
plt.legend()

plt.subplot(236)
plt.hist(x = [data1[data1['Survived']==1]['FamilySize'], data1[data1['Survived']==0]['FamilySize']],
         stacked=True, color = ['g','r'], label = ['Survived', 'Dead'])
plt.title('Family Size Histogram by Survival')
plt.xlabel('Family Size (#)')
plt.ylabel('# of Passengers')
plt.legend()

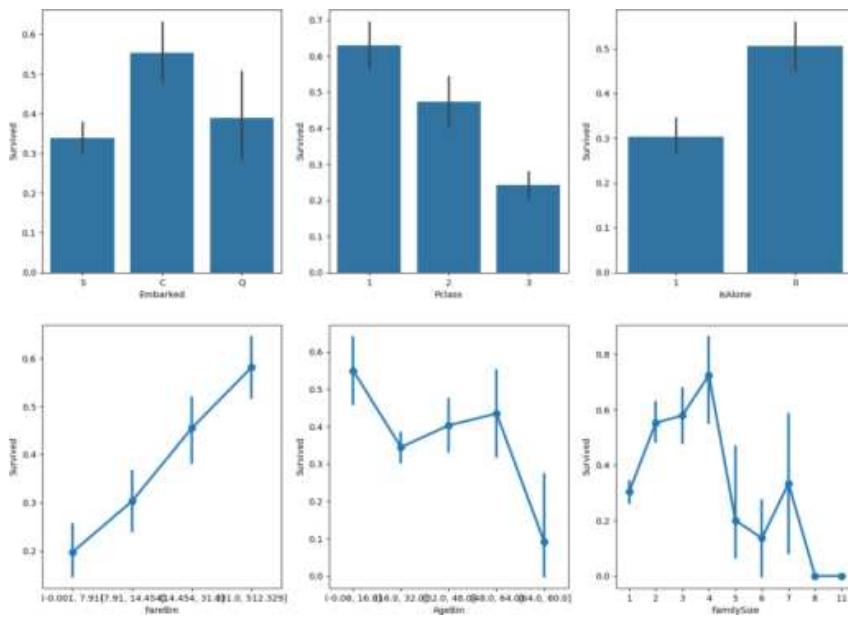
```



```
#kita gunakan seaborn untuk perbandingan antar variabel: https://seaborn.pydata.org/api.html
#graph individual features dengan survival
fig, saxis = plt.subplots(2, 3, figsize=(16,12))

sns.barplot(x = 'Embarked', y = 'Survived', data=data1, ax = saxis[0,0])
sns.barplot(x = 'Pclass', y = 'Survived', order=[1,2,3], data=data1, ax = saxis[0,1])
sns.barplot(x = 'IsAlone', y = 'Survived', order=[1,0], data=data1, ax = saxis[0,2])

sns.pointplot(x = 'FareBin', y = 'Survived', data=data1, ax = saxis[1,0])
sns.pointplot(x = 'AgeBin', y = 'Survived', data=data1, ax = saxis[1,1])
sns.pointplot(x = 'FamilySize', y = 'Survived', data=data1, ax = saxis[1,2])
```



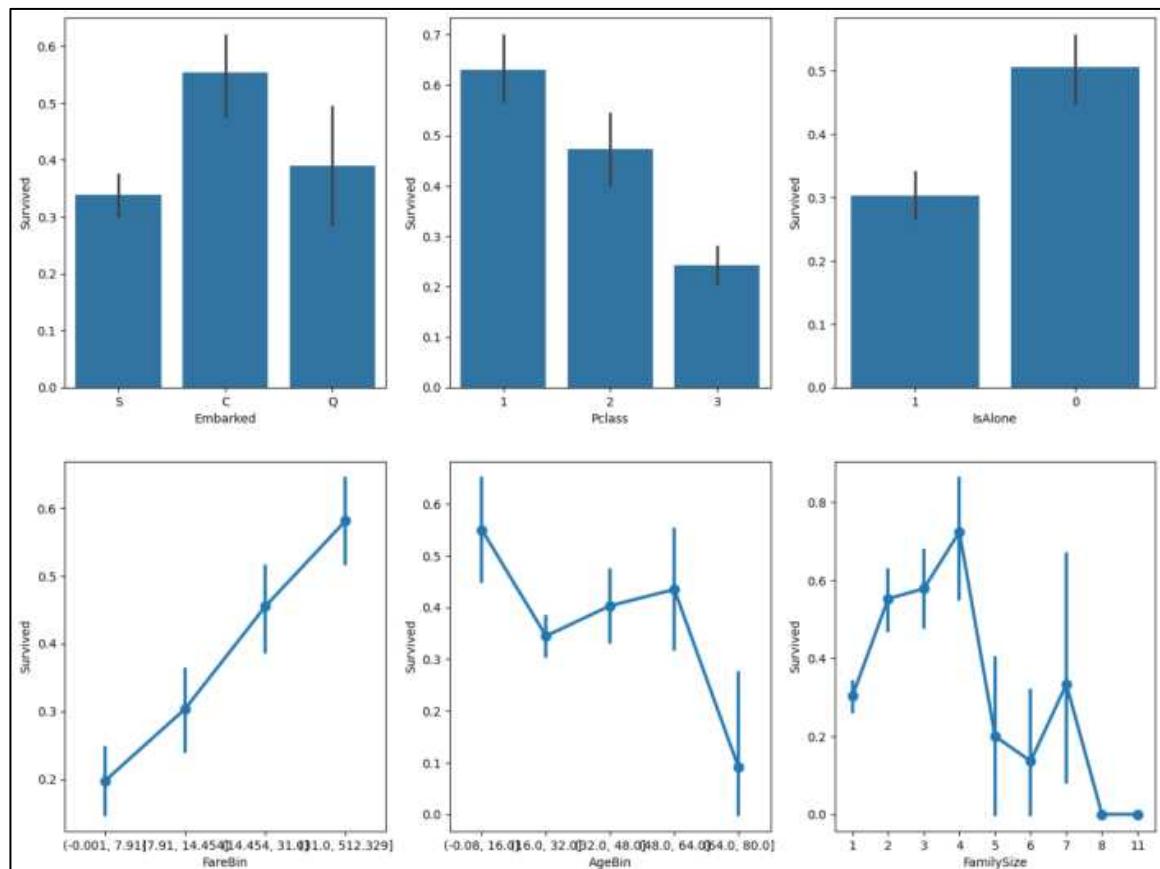
Gambar 7. Kode dan Grafik hasil perbandingan dalam boxplot dan pointplot dengan seaborn

#### *Percobaan yang saya lakukan*

```
fig, saxis = plt.subplots(2, 3, figsize=(16,12))

sns.barplot(x = 'Embarked', y = 'Survived', data=data1, ax = saxis[0,0])
sns.barplot(x = 'Pclass', y = 'Survived', order=[1,2,3], data=data1, ax = saxis[0,1])
sns.barplot(x = 'IsAlone', y = 'Survived', order=[1,0], data=data1, ax = saxis[0,2])

sns.pointplot(x = 'FareBin', y = 'Survived', data=data1, ax = saxis[1,0])
sns.pointplot(x = 'AgeBin', y = 'Survived', data=data1, ax = saxis[1,1])
sns.pointplot(x = 'FamilySize', y = 'Survived', data=data1, ax = saxis[1,2])
```

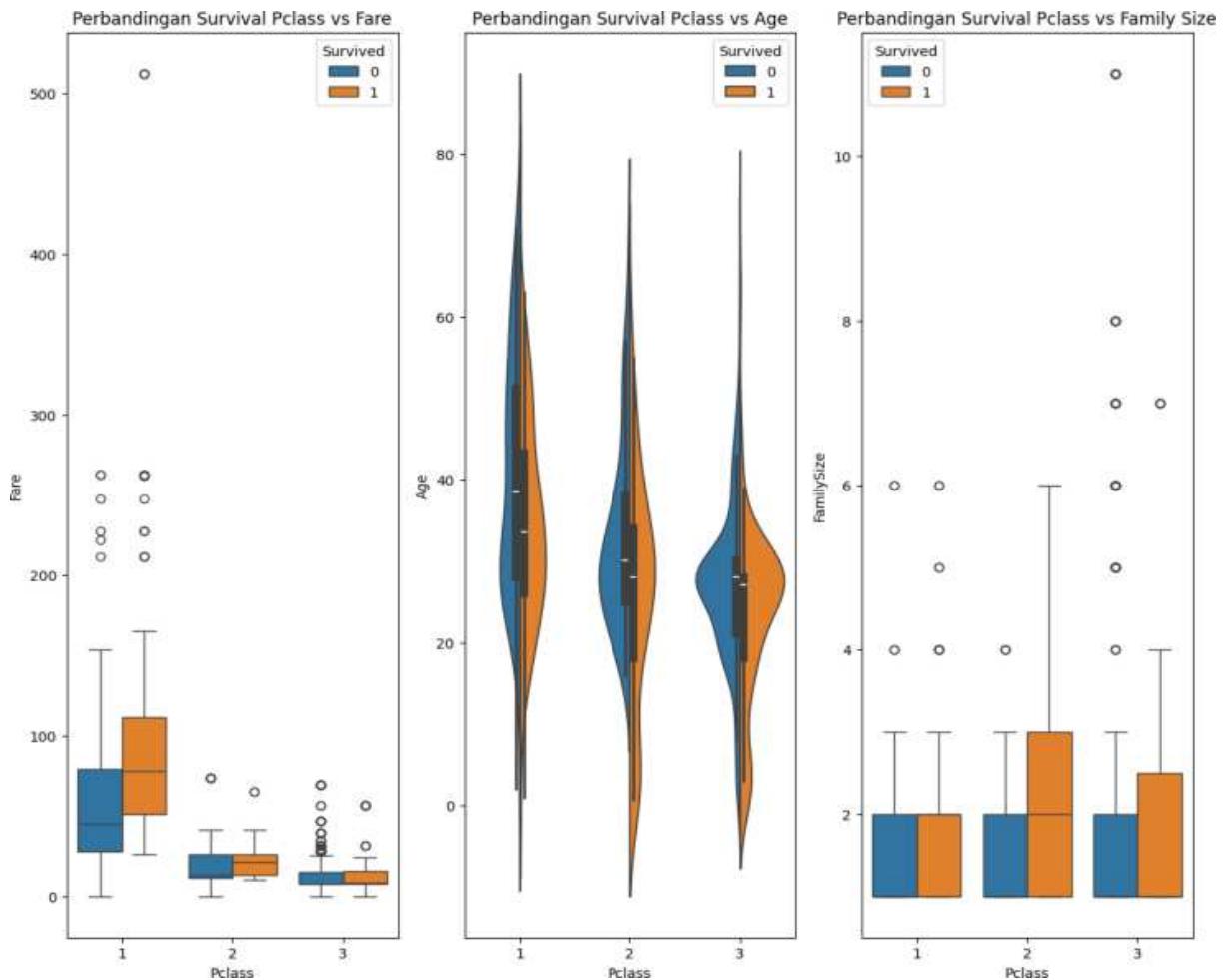


```
#grafik distribusi dari data kualitatif: Pclass
#Pclass cukup tinggi korelasinya dengan survival, berikut akan ditunjukkan perbandingan Pclass dengan bbrp fitur lain
fig, (axis1, axis2, axis3) = plt.subplots(1,3, figsize=(14,12))

sns.boxplot(x = 'Pclass', y = 'Fare', hue = 'Survived', data = data1, ax = axis1)
axis1.set_title('Perbandingan Survival Pclass vs Fare')

sns.violinplot(x = 'Pclass', y = 'Age', hue = 'Survived', data = data1, split = True, ax = axis2)
axis2.set_title('Perbandingan Survival Pclass vs Age')

sns.boxplot(x = 'Pclass', y = 'FamilySize', hue = 'Survived', data = data1, ax = axis3)
axis3.set_title('Perbandingan Survival Pclass vs Family Size')
```



Gambar 8. Kode dan Grafik hasil perbandingan dalam boxplot dan violinplot dengan seaborn

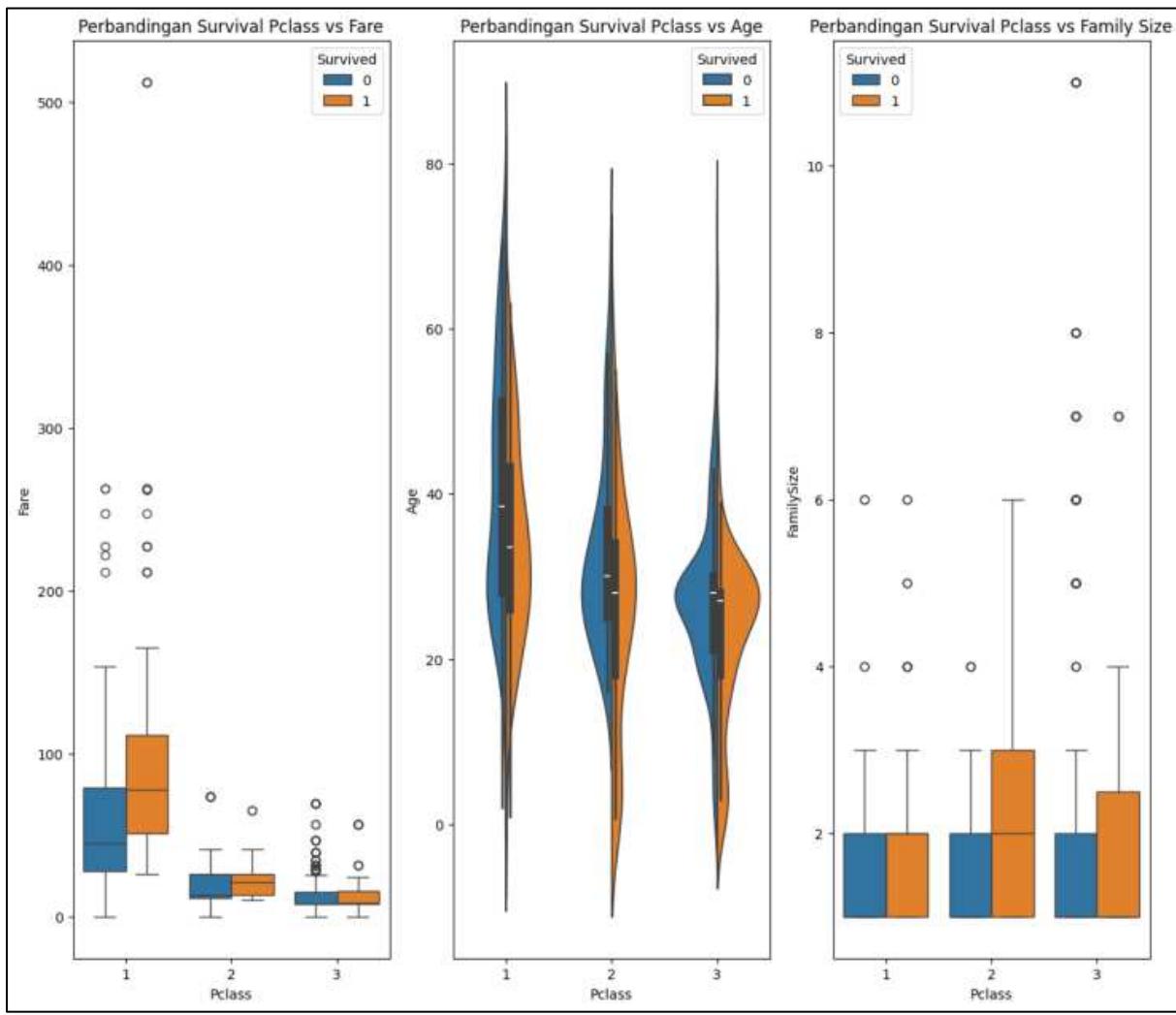
### Percobaan yang saya lakukan

```
fig, (axis1, axis2, axis3) = plt.subplots(1,3, figsize=(14,12))

sns.boxplot(x = 'Pclass', y = 'Fare', hue = 'Survived', data = data1, ax = axis1)
axis1.set_title('Perbandingan Survival Pclass vs Fare')

sns.violinplot(x = 'Pclass', y = 'Age', hue = 'Survived', data = data1, split = True, ax = axis2)
axis2.set_title('Perbandingan Survival Pclass vs Age')

sns.boxplot(x = 'Pclass', y = 'FamilySize', hue = 'Survived', data = data1, ax = axis3)
axis3.set_title('Perbandingan Survival Pclass vs Family Size')
```

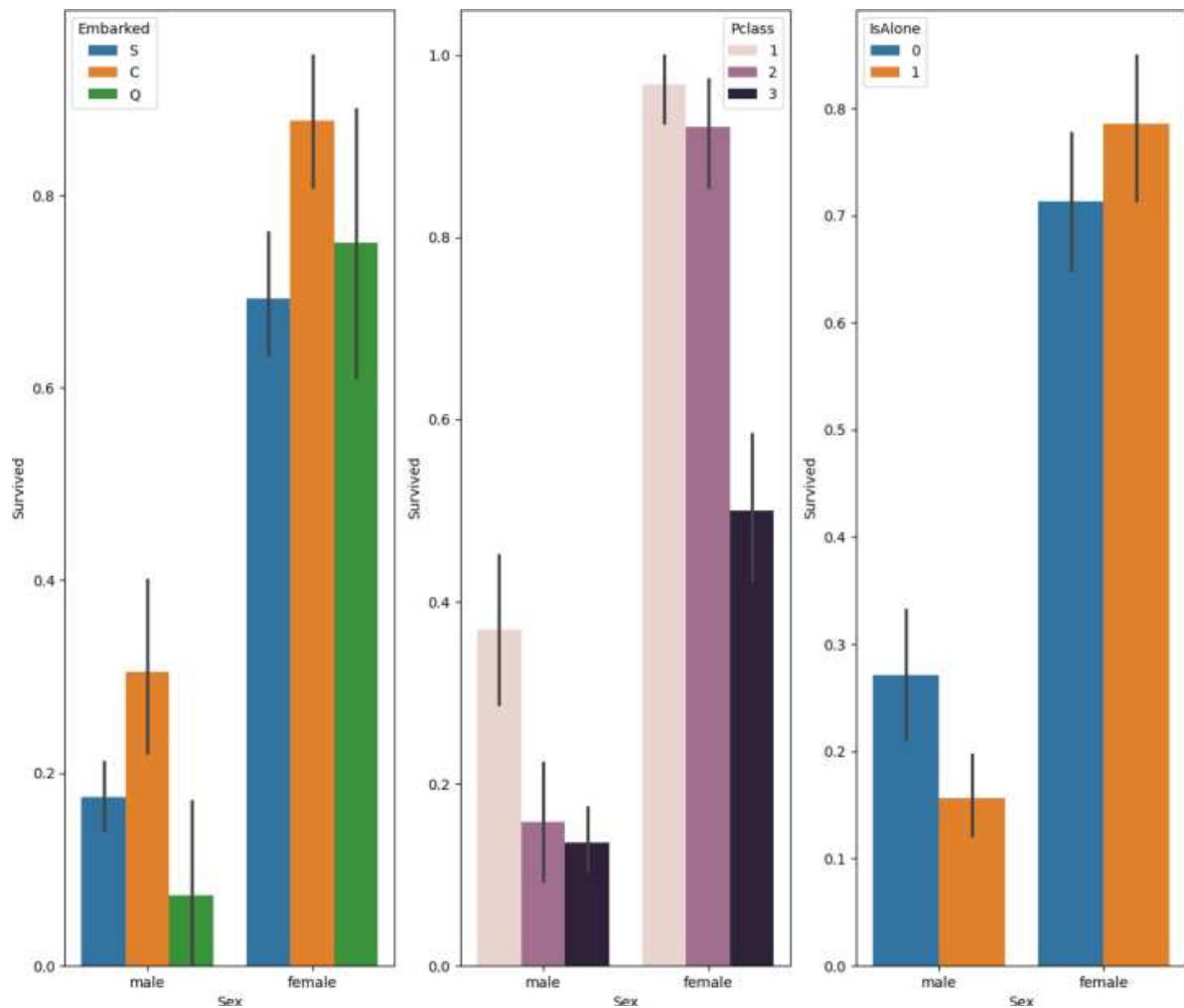


```
#grafik distribusi dari data kualitatif: Sex
#Sex cukup tinggi korelasinya dengan survival, berikut akan ditunjukkan perbandingan Sex dengan bbrp fitur lain
fig, qaxis = plt.subplots(1,3,figsize=(14,12))

sns.barplot(x = 'Sex', y = 'Survived', hue = 'Embarked', data=data1, ax = qaxis[0])
axis1.set_title('Perbandingan Survival Sex vs Embarked')

sns.barplot(x = 'Sex', y = 'Survived', hue = 'Pclass', data=data1, ax = qaxis[1])
axis1.set_title('Perbandingan Survival Sex vs Pclass')

sns.barplot(x = 'Sex', y = 'Survived', hue = 'IsAlone', data=data1, ax = qaxis[2])
axis1.set_title('Perbandingan Survival Sex vs IsAlone')
```



Gambar 9. Kode dan Grafik hasil perbandingan dalam barplot

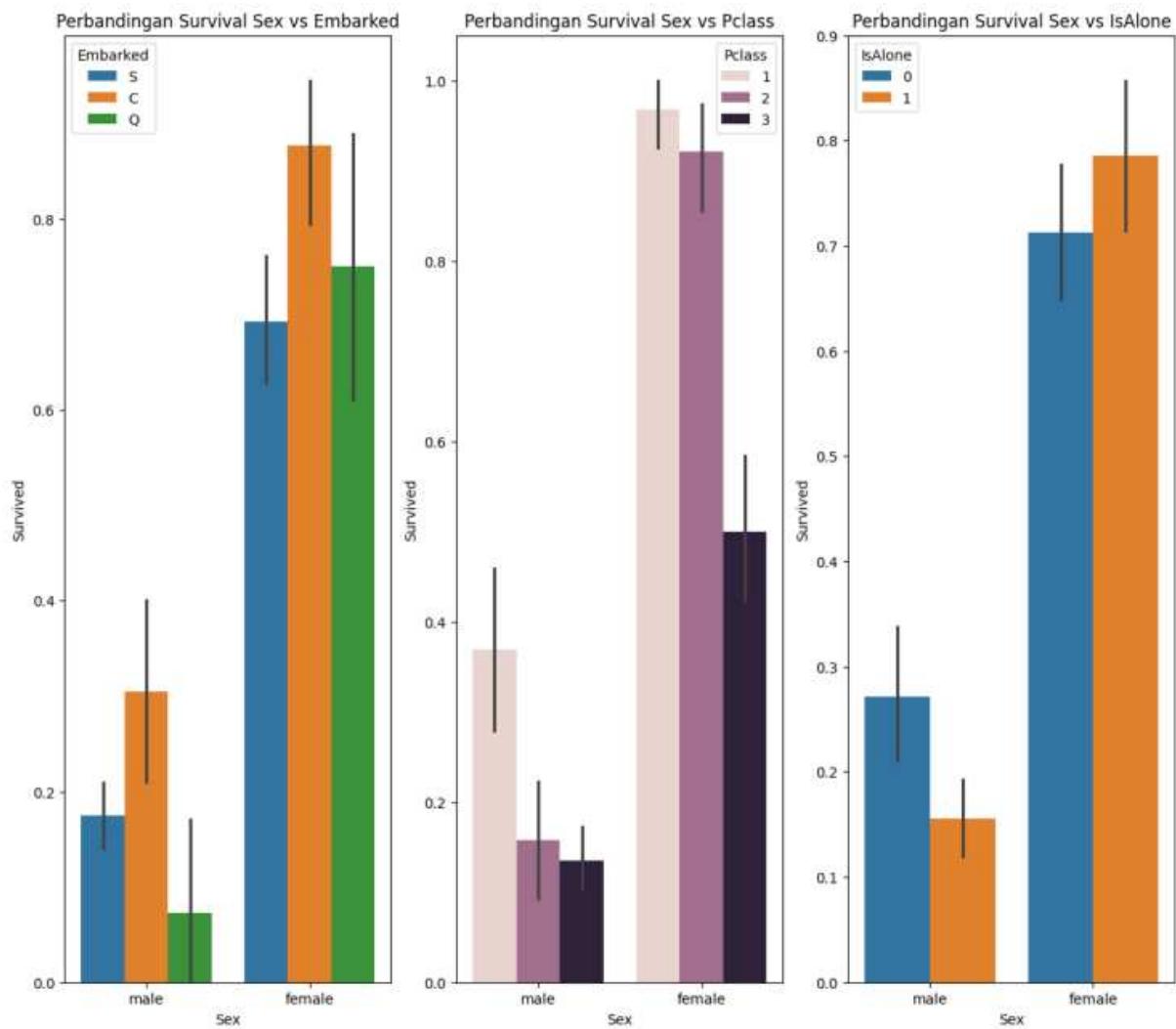
#### *Percobaan yang saya lakukan*

```
fig, qaxis = plt.subplots(1,3,figsize=(14,12))

sns.barplot(x = 'Sex', y = 'Survived', hue = 'Embarked', data=data1, ax = qaxis[0])
qaxis[0].set_title('Perbandingan Survival Sex vs Embarked')

sns.barplot(x = 'Sex', y = 'Survived', hue = 'Pclass', data=data1, ax = qaxis[1])
qaxis[1].set_title('Perbandingan Survival Sex vs Pclass')

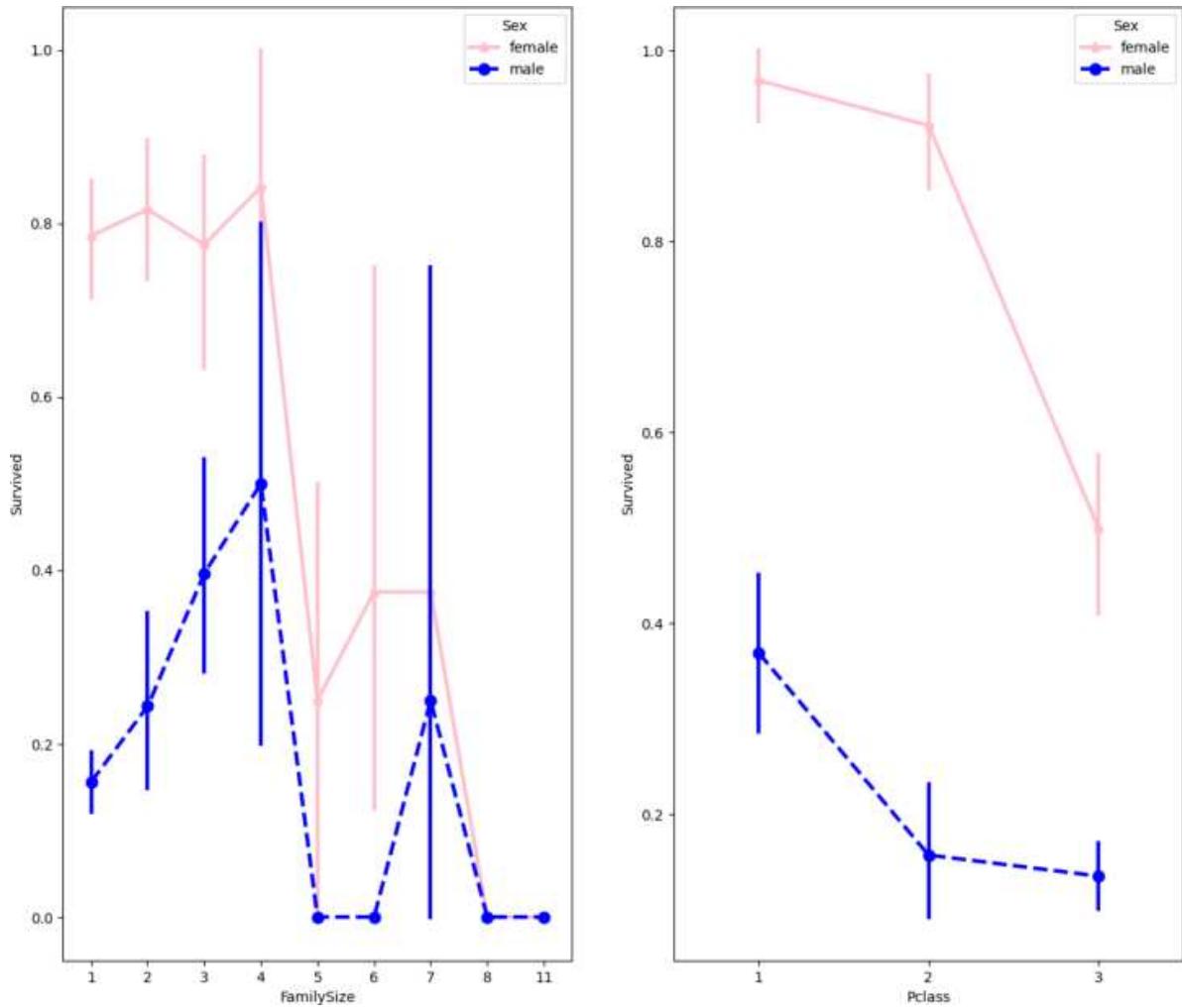
sns.barplot(x = 'Sex', y = 'Survived', hue = 'IsAlone', data=data1, ax = qaxis[2])
qaxis[2].set_title('Perbandingan Survival Sex vs IsAlone')
```



```
#contoh grafik perbandingan lainnya
fig, (maxis1, maxis2) = plt.subplots(1, 2, figsize=(14,12))

#bagaimana pengaruh faktor ukuran keluarga terhadap perbandingan jenis kelamin dan survival
sns.pointplot(x="FamilySize", y="Survived", hue="Sex", data=data1,
               palette={"male": "blue", "female": "pink"},
               markers=["*", "o"], linestyles=["-", "--"], ax = maxis1)

#bagaimana pengaruh faktor class terhadap perbandingan jenis kelamin dan survival
sns.pointplot(x="Pclass", y="Survived", hue="Sex", data=data1,
               palette={"male": "blue", "female": "pink"},
               markers=["*", "o"], linestyles=["-", "--"], ax = maxis2)
```



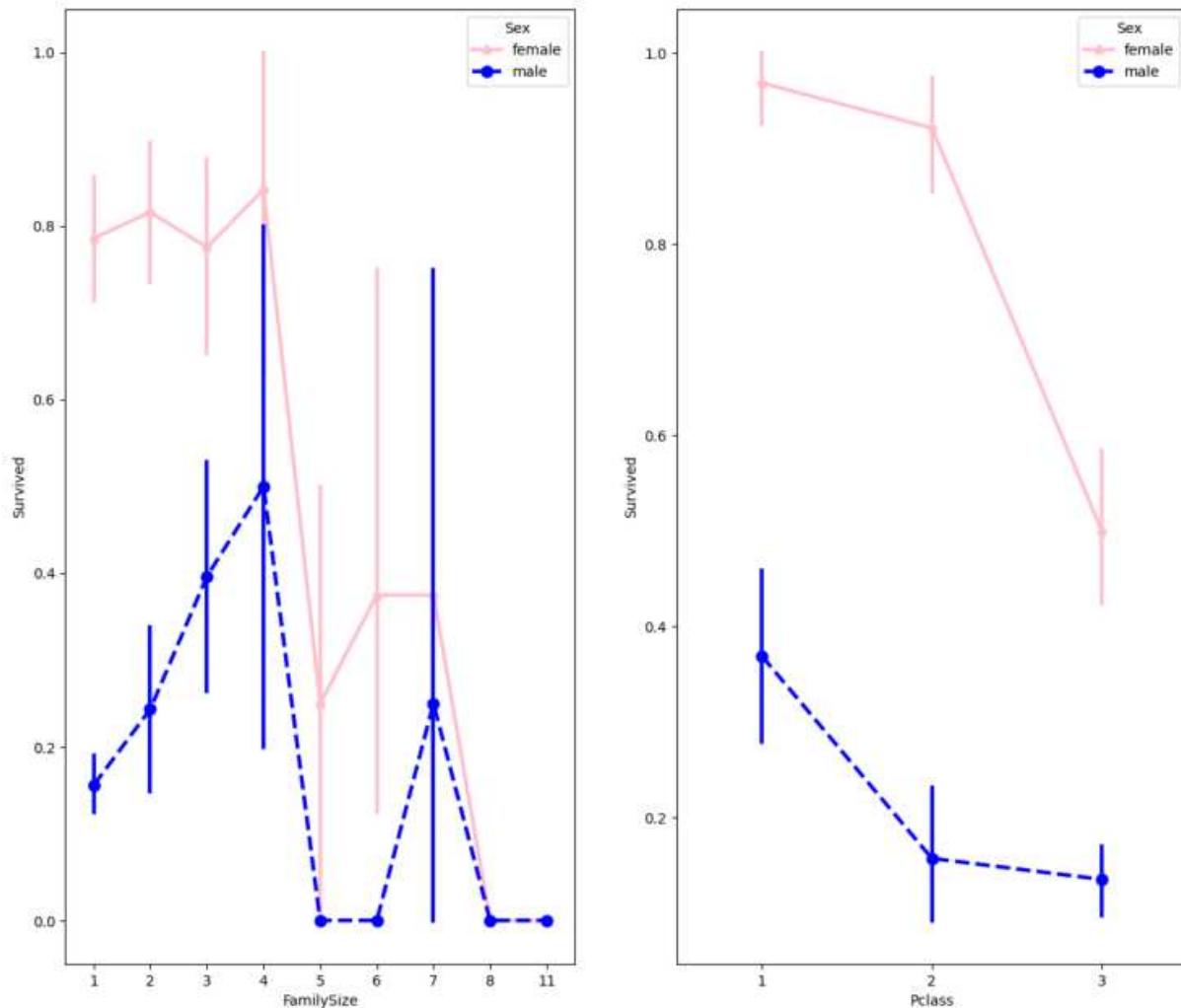
Gambar 10. Kode dan Grafik hasil perbandingan dalam pointplot

#### Percobaan yang saya lakukan

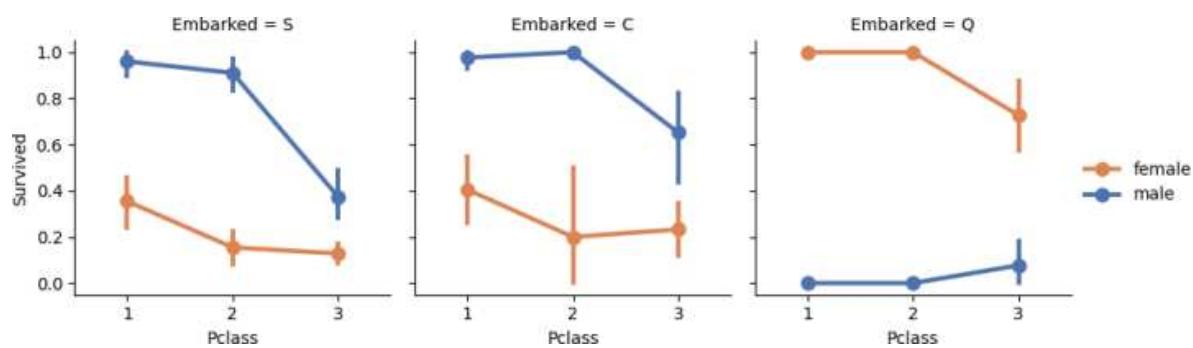
```
#contoh grafik perbandingan lainnya
fig, (maxis1, maxis2) = plt.subplots(1, 2, figsize=(14,12))

#bagaimana pengaruh faktor ukuran keluarga terhadap perbandingan jenis kelamin dan survival
sns.pointplot(x="FamilySize", y="Survived", hue="Sex", data=data1,
               palette={"male": "blue", "female": "pink"},
               markers=["*", "o"], linestyles=["-", "--"], ax = maxis1)

#bagaimana pengaruh faktor class terhadap perbandingan jenis kelamin dan survival
sns.pointplot(x="Pclass", y="Survived", hue="Sex", data=data1,
               palette={"male": "blue", "female": "pink"},
               markers=["*", "o"], linestyles=["-", "--"], ax = maxis2)
```



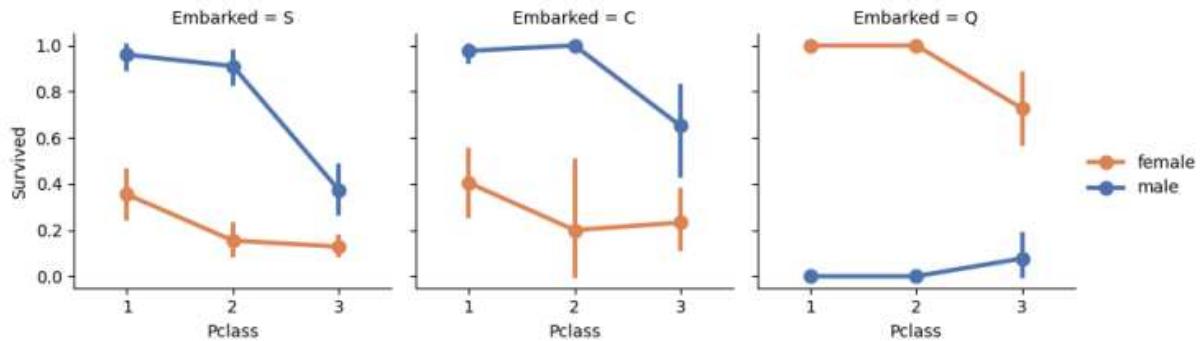
```
#bagaimana pengaruh faktor port keberangkatan terhadap perbandingan Pclass, sex, dan survival
#facetgrid: https://seaborn.pydata.org/generated/seaborn.FacetGrid.html
e = sns.FacetGrid(data1, col = 'Embarked')
e.map(sns.pointplot, 'Pclass', 'Survived', 'Sex', ci=95.0, palette = 'deep')
e.add_legend()
```



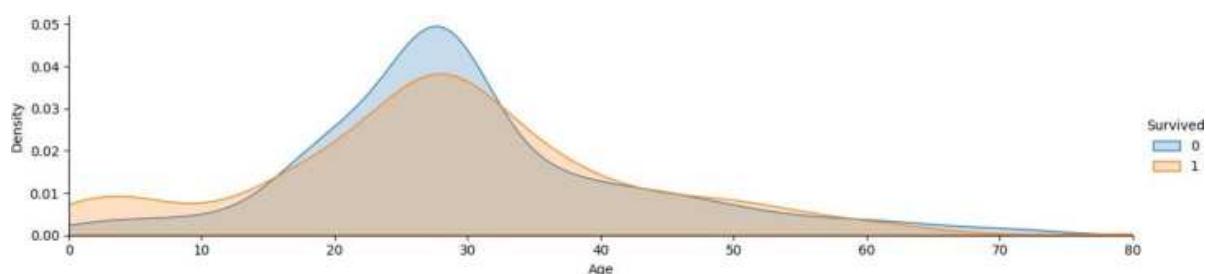
Gambar 11. Kode dan Grafik hasil perbandingan dalam pointplot

### Percobaan yang saya lakukan

```
#bagaimana pengaruh faktor port keberangkatan terhadap perbandingan Pclass, sex, dan survival
#facetgrid: https://seaborn.pydata.org/generated/seaborn.FacetGrid.html
e = sns.FacetGrid(data1, col = 'Embarked')
e.map(sns.pointplot, 'Pclass', 'Survived', 'Sex', ci=95.0, palette = 'deep')
e.add_legend()
```



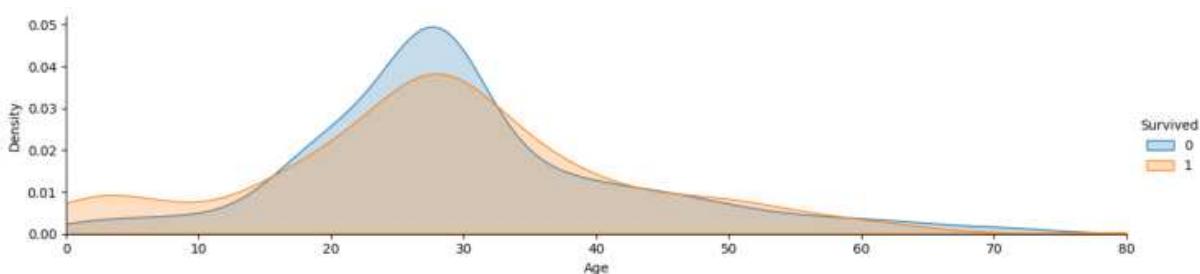
```
#plot distribusi dari usia penumpang yang selamat / tidak selamat
a = sns.FacetGrid( data1, hue = 'Survived', aspect=4 )
a.map(sns.kdeplot, 'Age', shade= True )
a.set(xlim=(0 , data1['Age'].max()))
a.add_legend()
```



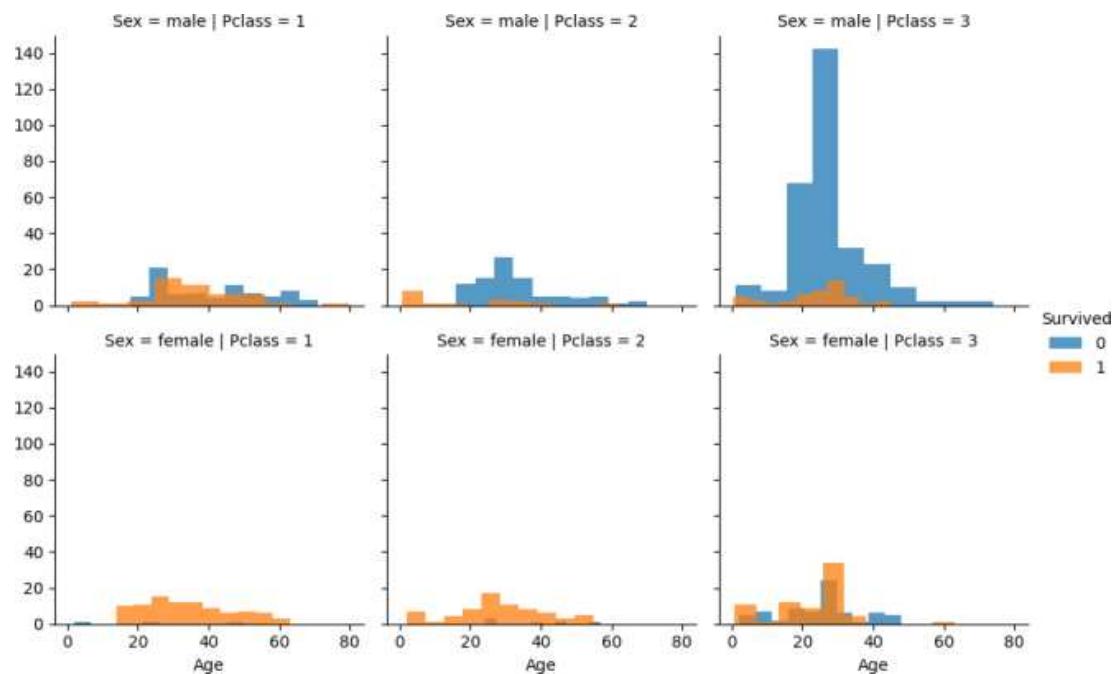
Gambar 12. Kode dan Grafik hasil perbandingan dalam kdeplot

### Percobaan yang saya lakukan

```
#plot distribusi dari usia penumpang yang selamat / tidak selamat
a = sns.FacetGrid( data1, hue = 'Survived', aspect=4 )
a.map(sns.kdeplot, 'Age', shade= True )
a.set(xlim=(0 , data1['Age'].max()))
a.add_legend()
```



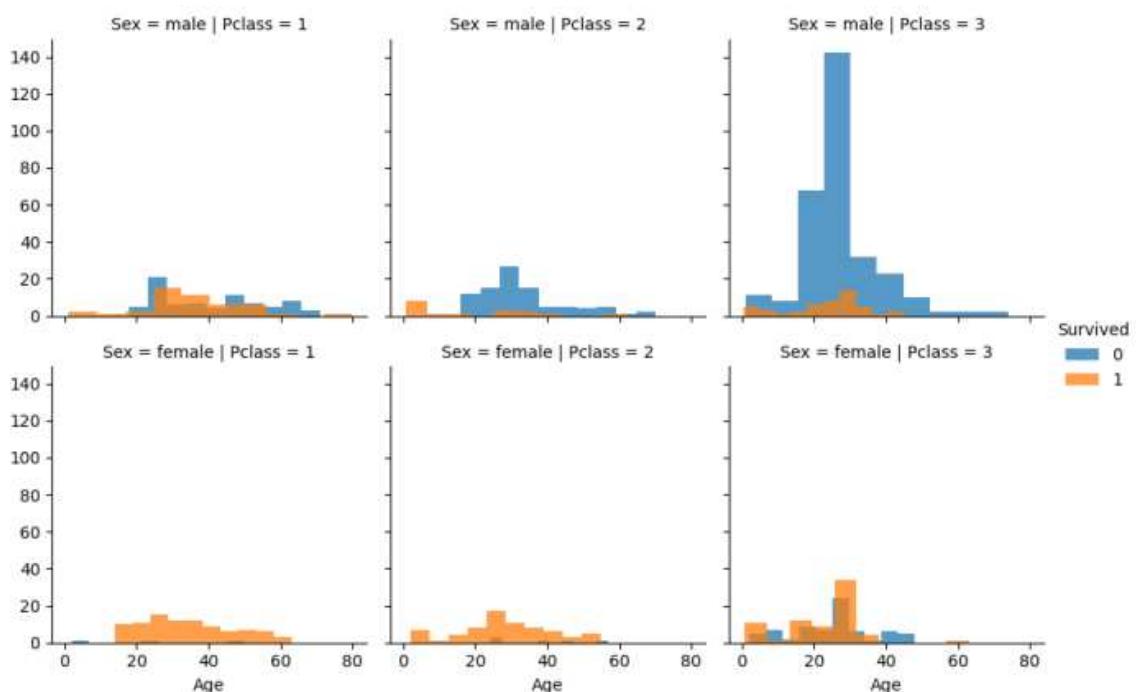
```
#perbandingan histogram dari sex, class, dan age dengan survival
h = sns.FacetGrid(data1, row = 'Sex', col = 'Pclass', hue = 'Survived')
h.map(plt.hist, 'Age', alpha = .75)
h.add_legend()
```



Gambar 13. Kode dan Grafik hasil perbandingan dalam histogram

#### *Percobaan yang saya lakukan*

```
#perbandingan histogram dari sex, class, dan age dengan survival
h = sns.FacetGrid(data1, row = 'Sex', col = 'Pclass', hue = 'Survived')
h.map(plt.hist, 'Age', alpha = .75)
h.add_legend()
```



```

#Korelasi heatmap dari dataset
def correlation_heatmap(df):
    _, ax = plt.subplots(figsize =(14, 12))
    colormap = sns.diverging_palette(220, 10, as_cmap = True)

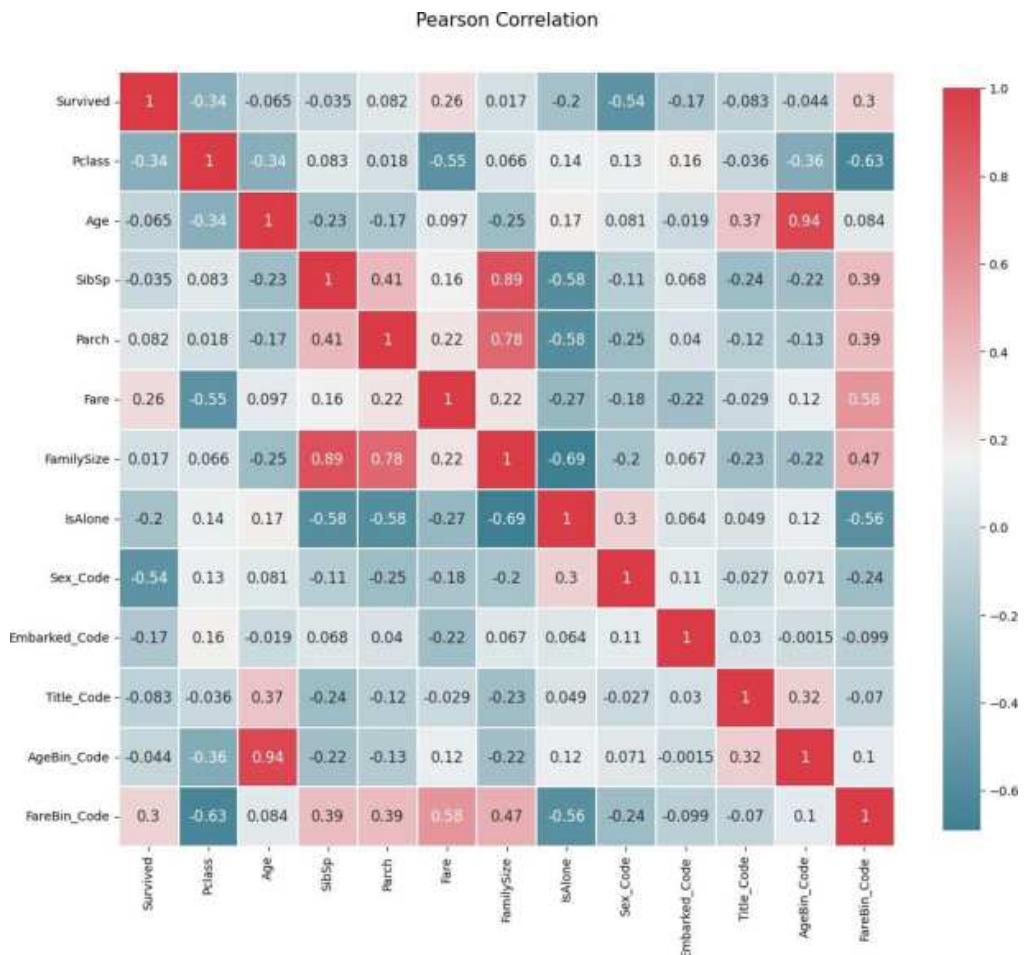
    # Hanya dipilih fitur numerik saja
    numerical_df = df.select_dtypes(include=['number'])

    _ = sns.heatmap(
        numerical_df.corr(),
        cmap = colormap,
        square=True,
        cbar_kws={'shrink':.9 },
        ax=ax,
        annot=True,
        linewidths=0.1,vmax=1.0, linecolor='white',
        annot_kws={'fontsize':12 }
    )

    plt.title('Pearson Correlation', y=1.05, size=15)

correlation_heatmap(data1)

```



Gambar 12. Kode dan Grafik hasil perbandingan dalam heatmap

## Percobaan yang saya lakukan

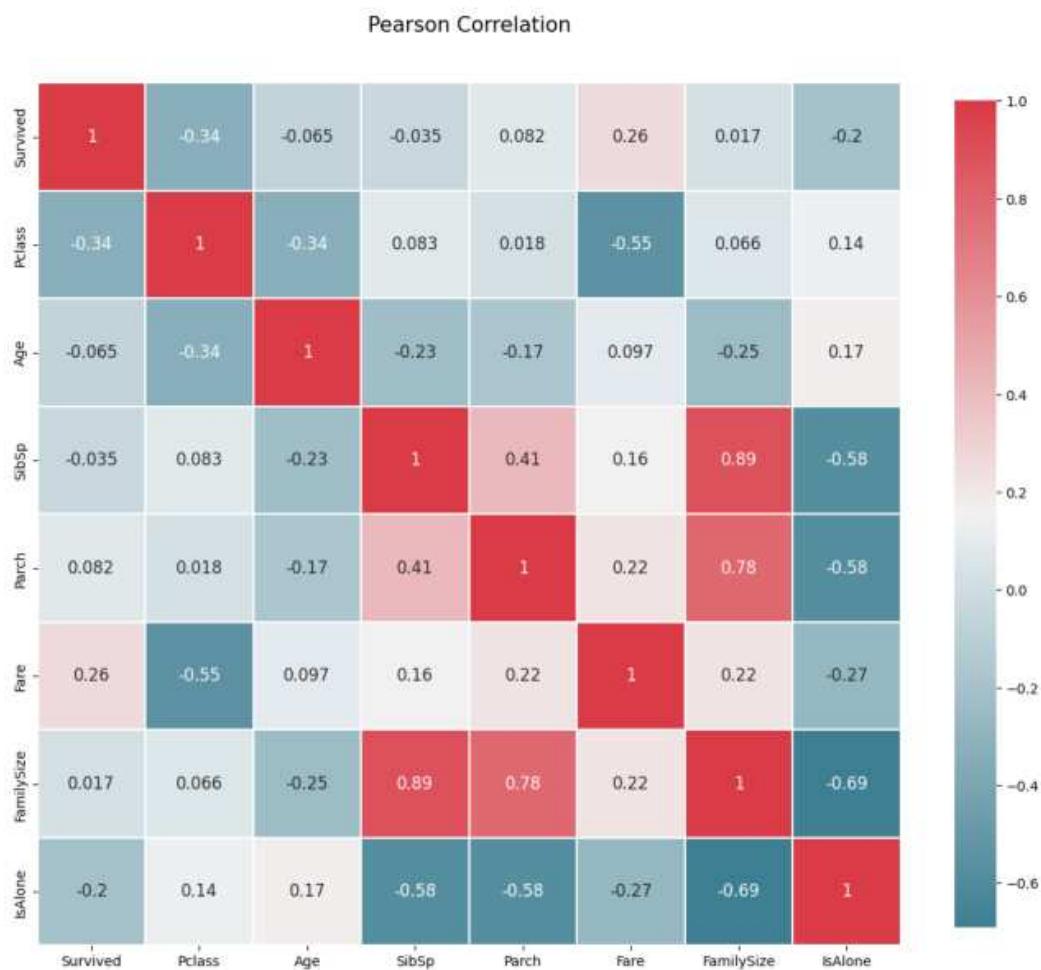
```
#Korelasi heatmap dari dataset
def correlation_heatmap(df):
    _, ax = plt.subplots(figsize =(14, 12))
    colormap = sns.diverging_palette(220, 10, as_cmap = True)

    # Hanya dipilih fitur numerik saja
    numerical_df = df.select_dtypes(include=['number'])

    _ = sns.heatmap(
        numerical_df.corr(),
        cmap = colormap,
        square=True,
        cbar_kws={'shrink':.9 },
        ax=ax,
        annot=True,
        linewidths=0.1,vmax=1.0, linecolor='white',
        annot_kws={'fontsize':12 })
    )

    plt.title('Pearson Correlation', y=1.05, size=15)

correlation_heatmap(data1)
```



## LATIHAN

1. Lakukan praktikum seperti yang ditunjukkan pada kode diatas
2. Lakukan Analisa terhadap yang sudah anda kerjakan diatas, coba tampilkan descriptive grafik lain yang memungkinkan
3. Lakukan perbaikan dan visualisasikan dataset berikut:  
<https://www.kaggle.com/datasets/mathchi/diabetes-data-set>
4. Pada dataset tersebut, fitur bernilai 0 merupakan missing values. Baca deskripsi dari dataset tersebut sebelum anda melakukan perbaikan dan visualisasi data

Jawaban :

### 2. Analisa Dataset Titanic

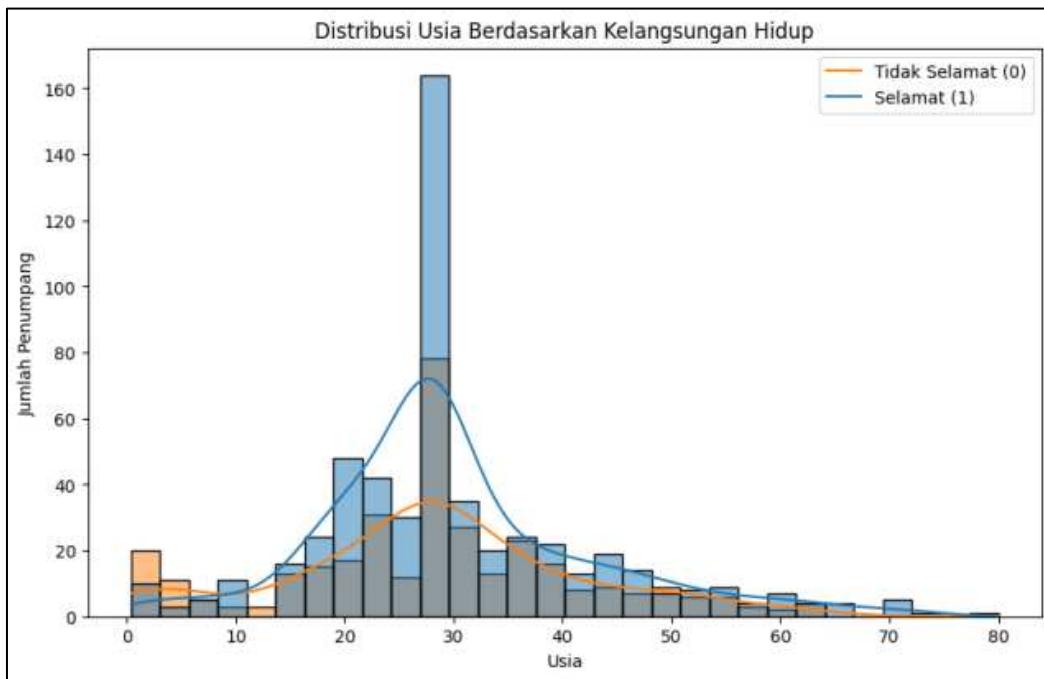
1. **Pclass (Kelas Penumpang)**
  - a. Semakin tinggi kelasnya (Pclass = 1), semakin besar peluang untuk bertahan hidup.
  - b. Hal ini bisa dikaitkan dengan prioritas penyelamatan pada penumpang kelas atas.
2. **Sex (Jenis Kelamin)**
  - a. Perempuan memiliki tingkat kelangsungan hidup lebih tinggi dibandingkan laki-laki.
  - b. Hal ini mendukung aturan penyelamatan “Women and children first.”
3. **Fare (Harga Tiket)**
  - a. Semakin tinggi harga tiket (Fare), semakin besar kemungkinan bertahan hidup.
  - b. Ini berhubungan dengan kelas penumpang, di mana Pclass 1 membayar lebih mahal dan lebih diutamakan.
4. **Age (Usia)**
  - a. Anak-anak (usia lebih muda) memiliki kemungkinan selamat yang lebih tinggi dibandingkan orang dewasa.
5. **Embarked (Pelabuhan Keberangkatan)**
  - a. Ada perbedaan tingkat keselamatan berdasarkan titik naik kapal, yang bisa berhubungan dengan kelas ekonomi di setiap lokasi.
6. **FamilySize & IsAlone**
  - a. Penumpang yang bepergian sendirian (IsAlone = 1) memiliki kemungkinan lebih kecil untuk bertahan hidup dibandingkan mereka yang memiliki keluarga (FamilySize > 1).
7. **Korelasi antar Variabel**
  - a. Korelasi heatmap menunjukkan bahwa fitur seperti Sex, Pclass, dan Fare memiliki hubungan kuat terhadap **Survival**.

### Tampilan descriptive grafik lainnya

#### Distribusi Usia Berdasarkan Kelangsungan Hidup

Menunjukkan bagaimana rentang usia mempengaruhi peluang selamat.

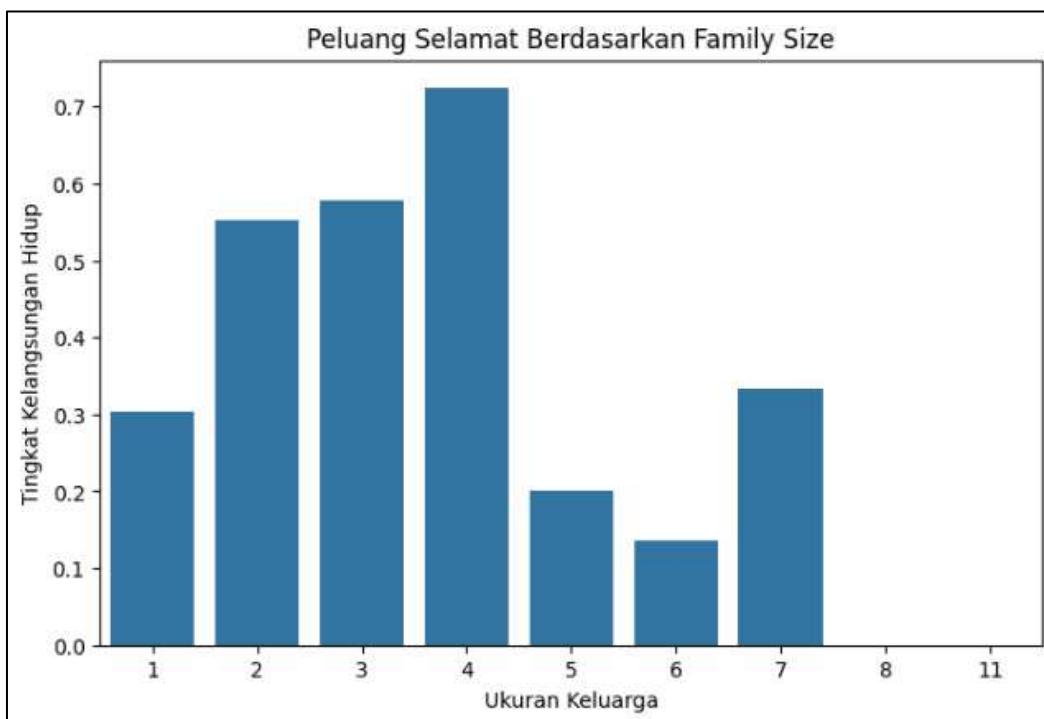
```
plt.figure(figsize=(10,6))
sns.histplot(data=data1, x='Age', hue='Survived', kde=True, bins=30)
plt.title('Distribusi Usia Berdasarkan Kelangsungan Hidup')
plt.xlabel('Usia')
plt.ylabel('Jumlah Penumpang')
plt.legend(['Tidak Selamat (0)', 'Selamat (1)'])
plt.show()
```



### Survival Rate Berdasarkan FamilySize (Ukuran Keluarga)

Untuk melihat apakah bepergian dalam kelompok besar memengaruhi keselamatan.

```
plt.figure(figsize=(8,5))
sns.barplot(x='FamilySize', y='Survived', data=data1, ci=None)
plt.title('Peluang Selamat Berdasarkan Family Size')
plt.xlabel('Ukuran Keluarga')
plt.ylabel('Tingkat Kelangsungan Hidup')
plt.show()
```



### 3. Memperbaiki dan Memvisualisasi Dataset Diabetes

#### Tahap 1: Import dan Memuat Dataset

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

from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

# Memuat dataset
data_raw = pd.read_csv('/content/drive/MyDrive/Data Mining/diabetes.csv')
data1 = data_raw.copy(deep=True)

# Menampilkan informasi dataset
print("Informasi dataset:")
print(data1.info())

# Menampilkan jumlah nilai 0 per kolom
print("\nKolom dengan nilai 0 sebagai missing value:")
print((data1 == 0).sum())

# Statistik deskriptif dataset
print("\nStatistik deskriptif:")
print(data1.describe())
```

```
Mounted at /content/drive
Informasi dataset:
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 768 entries, 0 to 767
Data columns (total 9 columns):
 #   Column           Non-Null Count  Dtype  
--- 
 0   Pregnancies      768 non-null    int64  
 1   Glucose          768 non-null    int64  
 2   BloodPressure    768 non-null    int64  
 3   SkinThickness    768 non-null    int64  
 4   Insulin          768 non-null    int64  
 5   BMI              768 non-null    float64 
 6   DiabetesPedigreeFunction 768 non-null    float64 
 7   Age              768 non-null    int64  
 8   Outcome          768 non-null    int64  
dtypes: float64(2), int64(7)
memory usage: 54.1 KB
None

Kolom dengan nilai 0 sebagai missing value:
Pregnancies          111
Glucose              5
BloodPressure        35
SkinThickness        227
Insulin              374
BMI                  11
DiabetesPedigreeFunction 0
Age                  0
Outcome              500
dtype: int64
```

Statistik deskriptif:						
	Pregnancies	Glucose	BloodPressure	SkinThickness	Insulin	\
count	768.000000	768.000000	768.000000	768.000000	768.000000	
mean	3.845052	120.894531	69.105469	20.536458	79.799479	
std	3.369578	31.972618	19.355807	15.952218	115.244002	
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	
25%	1.000000	99.000000	62.000000	0.000000	0.000000	
50%	3.000000	117.000000	72.000000	23.000000	30.500000	
75%	6.000000	140.250000	80.000000	32.000000	127.250000	
max	17.000000	199.000000	122.000000	99.000000	846.000000	
	BMI	DiabetesPedigreeFunction		Age	Outcome	
count	768.000000	768.000000	768.000000	768.000000	768.000000	
mean	31.992578	0.471876	33.240885	0.348958		
std	7.884160	0.331329	11.760232	0.476951		
min	0.000000	0.078000	21.000000	0.000000		
25%	27.300000	0.243750	24.000000	0.000000		
50%	32.000000	0.372500	29.000000	0.000000		
75%	36.600000	0.626250	41.000000	1.000000		
max	67.100000	2.420000	81.000000	1.000000		

## Tahap 2: Identifikasi dan Perbaikan Data

```
# Daftar kolom yang tidak seharusnya memiliki nilai 0
missing_cols = ['Glucose', 'BloodPressure', 'SkinThickness', 'Insulin', 'BMI']

# Mengisi missing value dengan median
for col in missing_cols:
    data1[col].replace(0, data1[col].median(), inplace=True)

# Menampilkan kembali jumlah nilai 0 setelah perbaikan
print("\nJumlah nilai 0 setelah imputasi:")
print((data1 == 0).sum())
```

Jumlah nilai 0 setelah imputasi:

Pregnancies	111
Glucose	0
BloodPressure	0
SkinThickness	0
Insulin	0
BMI	0
DiabetesPedigreeFunction	0
Age	0
Outcome	500
<b>dtype: int64</b>	

## Tahap 3: Pembuatan Fitur Tambahan

```
# Kategorisasi usia
data1['AgeBin'] = pd.cut(data1['Age'], bins=5, labels=['Young', 'Adult', 'Middle-aged', 'Senior', 'Elderly'])

# Kategorisasi BMI
data1['BMIBin'] = pd.cut(data1['BMI'], bins=[0, 18.5, 24.9, 29.9, 40, 100], labels=['Underweight', 'Normal', 'Overweight', 'Obese', 'Severely Obese'])

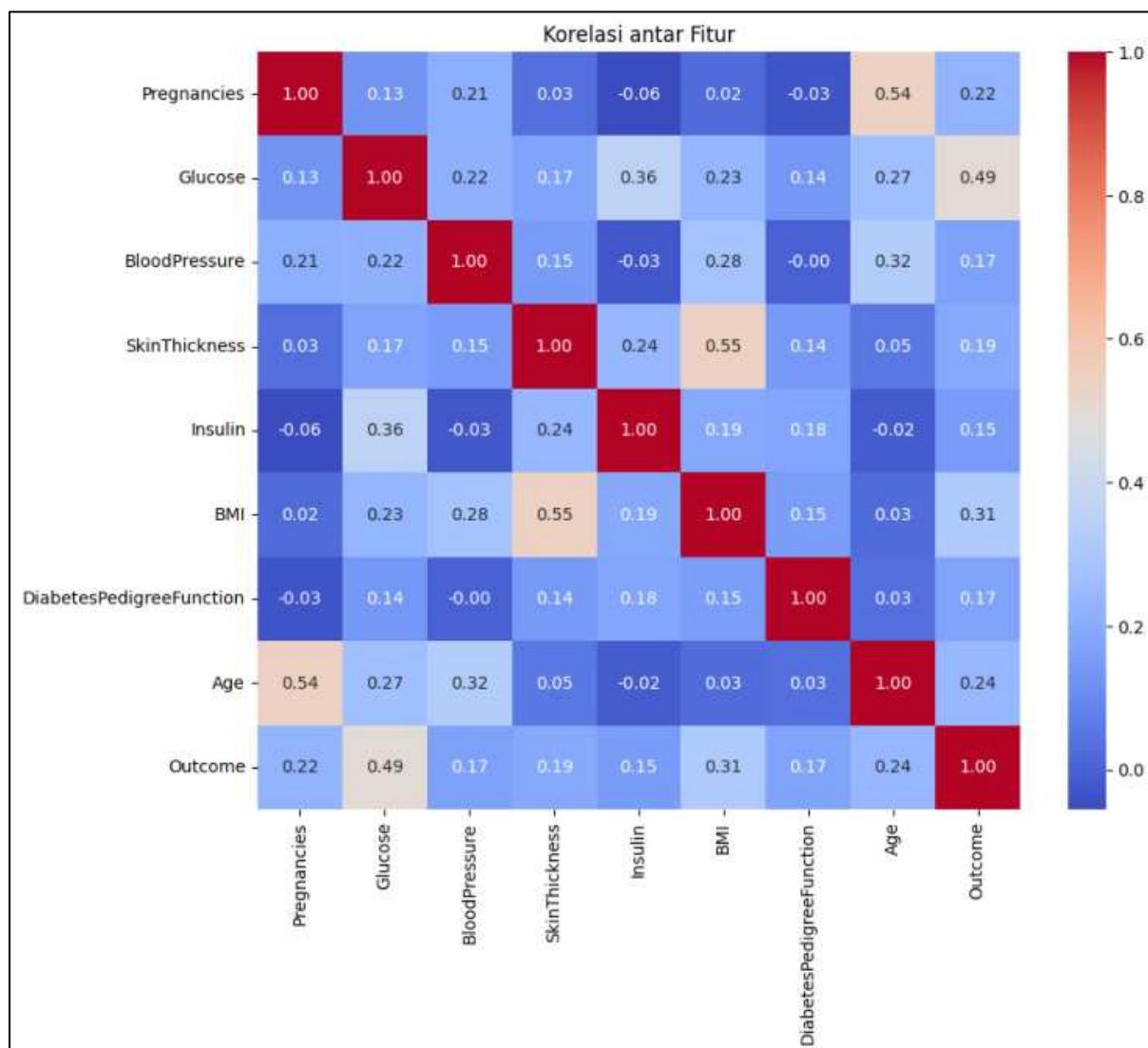
# Menampilkan sampel data setelah transformasi
print("\nData setelah kategorisasi:")
print(data1[['Age', 'AgeBin', 'BMI', 'BMIBin']].head())
```

Data setelah kategorisasi:				
	Age	AgeBin	BMI	BMIBin
0	50	Middle-aged	33.6	Obese
1	31	Young	26.6	Overweight
2	32	Young	23.3	Normal
3	21	Young	28.1	Overweight
4	33	Young	43.1	Severely obese

#### Tahap 4: Analisis Korelasi Fitur dengan Diabetes

```
# Menghapus kolom kategorikal sebelum analisis korelasi
numeric_data = data1.select_dtypes(include=['number'])

# Korelasi antar fitur
plt.figure(figsize=(10, 8))
sns.heatmap(numeric_data.corr(), annot=True, cmap='coolwarm', fmt=".2f")
plt.title("Korelasi antar Fitur")
plt.show()
```



## Tahap 5: Visualisasi Distribusi Fitur

```
plt.figure(figsize=(16,12))

# Boxplot fitur numerik
plt.subplot(231)
sns.boxplot(y=data1['Glucose'])
plt.title('Glucose Boxplot')

plt.subplot(232)
sns.boxplot(y=data1['BloodPressure'])
plt.title('Blood Pressure Boxplot')

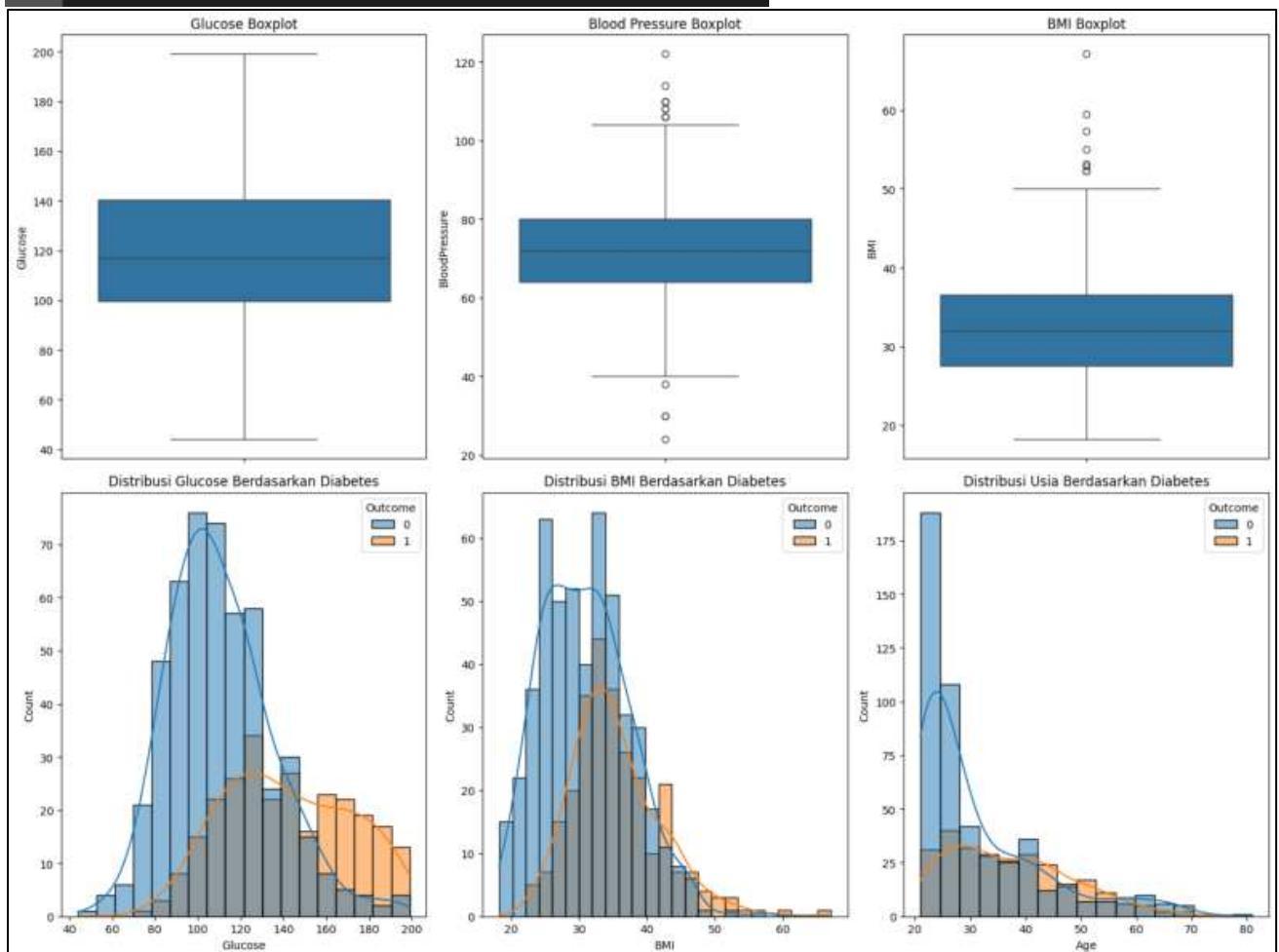
plt.subplot(233)
sns.boxplot(y=data1['BMI'])
plt.title('BMI Boxplot')

# Histogram distribusi berdasarkan outcome diabetes
plt.subplot(234)
sns.histplot(data1, x='Glucose', hue='Outcome', kde=True)
plt.title('Distribusi Glucose Berdasarkan Diabetes')

plt.subplot(235)
sns.histplot(data1, x='BMI', hue='Outcome', kde=True)
plt.title('Distribusi BMI Berdasarkan Diabetes')

plt.subplot(236)
sns.histplot(data1, x='Age', hue='Outcome', kde=True)
plt.title('Distribusi Usia Berdasarkan Diabetes')

plt.tight_layout()
plt.show()
```



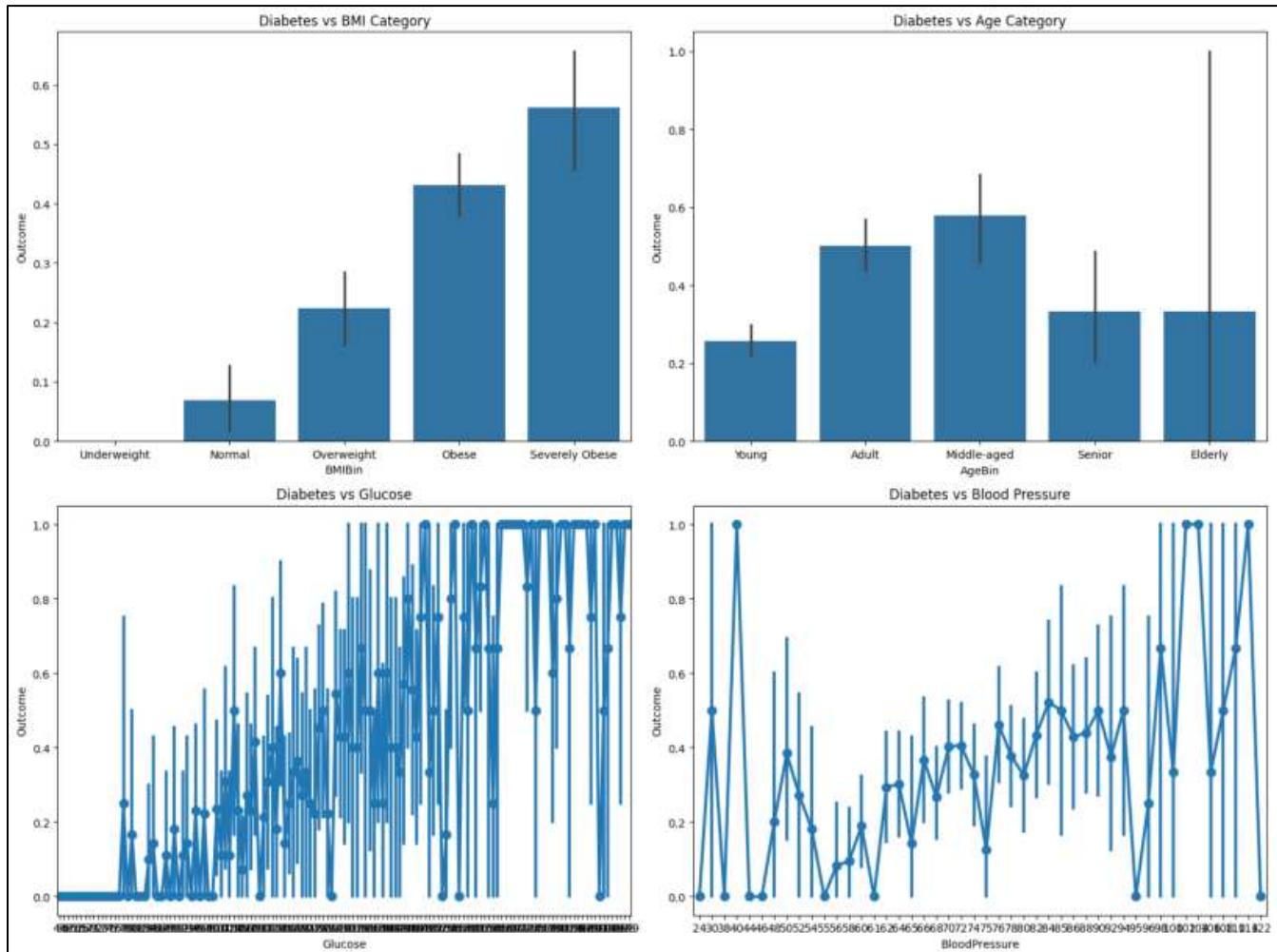
## Tahap 6: Visualisasi Perbandingan Antar Variabel

```
fig, saxis = plt.subplots(2, 2, figsize=(16,12))

sns.barplot(x='BMIBin', y='Outcome', data=data1, ax=saxis[0,0])
sns.barplot(x='AgeBin', y='Outcome', data=data1, ax=saxis[0,1])
sns.pointplot(x='Glucose', y='Outcome', data=data1, ax=saxis[1,0])
sns.pointplot(x='BloodPressure', y='Outcome', data=data1, ax=saxis[1,1])

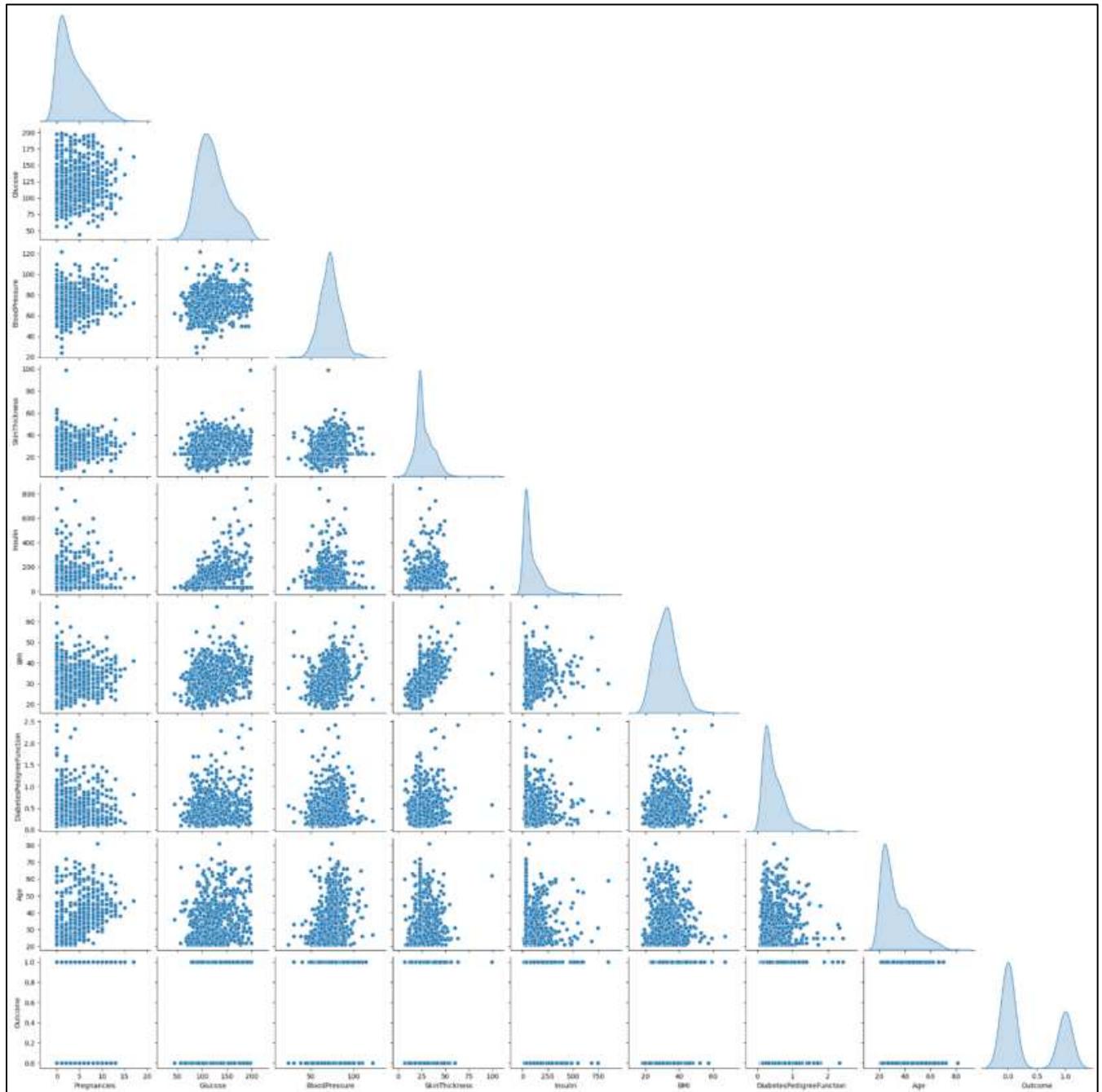
saxis[0,0].set_title('Diabetes vs BMI Category')
saxis[0,1].set_title('Diabetes vs Age Category')
saxis[1,0].set_title('Diabetes vs Glucose')
saxis[1,1].set_title('Diabetes vs Blood Pressure')

plt.tight_layout()
plt.show()
```



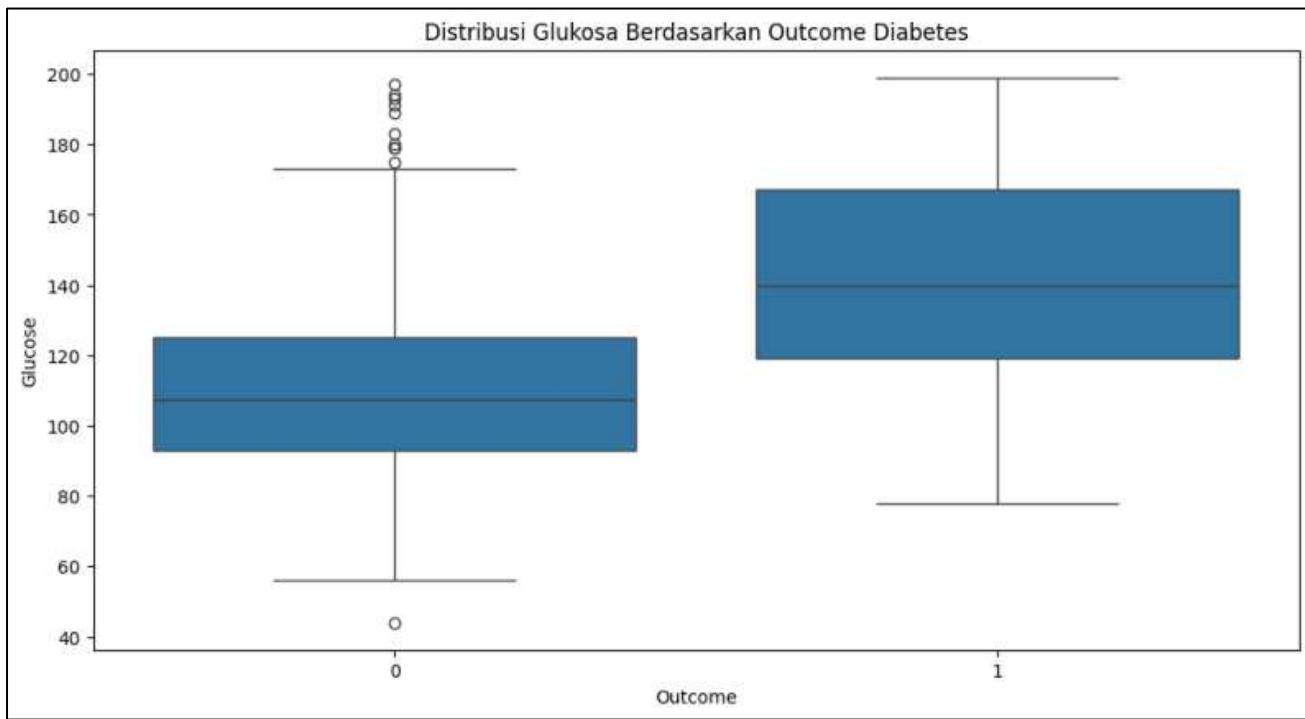
## Tahap 7: Visualisasi Hubungan Antar Variabel Numerik

```
sns.pairplot(numeric_data, diag_kind="kde", corner=True)
plt.show()
```



Tahap 8: Visualisasi distribusi fitur berdasarkan kategori tertentu

```
plt.figure(figsize=(12, 6))
sns.boxplot(x="Outcome", y="Glucose", data=data1)
plt.title("Distribusi Glukosa Berdasarkan Outcome Diabetes")
plt.show()
```



#### 4. Membaca Deskripsi dari Dataset Diabetes

Untuk membaca deskripsi dari dataset ada di tahap 1 pada soal no 3 berikut lebih jelasnya

```

▶ import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

# Memuat dataset
data_raw = pd.read_csv('/content/drive/MyDrive/Data Mining/diabetes.csv')
data1 = data_raw.copy(deep=True)

# Menampilkan informasi dataset
print("Informasi dataset:")
print(data1.info())

# Menampilkan jumlah nilai 0 per kolom
print("\nKolom dengan nilai 0 sebagai missing value:")
print((data1 == 0).sum())

# Statistik deskriptif dataset
print("\nStatistik deskriptif:")
print(data1.describe())

```

```

Mounted at /content/drive
Informasi dataset:
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 768 entries, 0 to 767
Data columns (total 9 columns):
 #   Column            Non-Null Count  Dtype  
--- 
 0   Pregnancies      768 non-null    int64  
 1   Glucose          768 non-null    int64  
 2   BloodPressure    768 non-null    int64  
 3   SkinThickness    768 non-null    int64  
 4   Insulin          768 non-null    int64  
 5   BMI              768 non-null    float64 
 6   DiabetesPedigreeFunction 768 non-null    float64 
 7   Age              768 non-null    int64  
 8   Outcome          768 non-null    int64  
dtypes: float64(2), int64(7)
memory usage: 54.1 KB
None

```

Kolom dengan nilai 0 sebagai missing value:

```

Pregnancies      111
Glucose          5
BloodPressure    35
SkinThickness    227
Insulin          374
BMI              11
DiabetesPedigreeFunction 0
Age              0
Outcome          500
dtype: int64

```

Statistik deskriptif:

	Pregnancies	Glucose	BloodPressure	SkinThickness	Insulin	\
count	768.000000	768.000000	768.000000	768.000000	768.000000	
mean	3.845052	120.894531	69.105469	20.536458	79.799479	
std	3.369578	31.972618	19.355807	15.952218	115.244002	
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	
25%	1.000000	99.000000	62.000000	0.000000	0.000000	
50%	3.000000	117.000000	72.000000	23.000000	30.500000	
75%	6.000000	140.250000	80.000000	32.000000	127.250000	
max	17.000000	199.000000	122.000000	99.000000	846.000000	

	BMI	DiabetesPedigreeFunction	Age	Outcome
count	768.000000	768.000000	768.000000	768.000000
mean	31.992578	0.471876	33.240885	0.348958
std	7.884160	0.331329	11.760232	0.476951
min	0.000000	0.078000	21.000000	0.000000
25%	27.300000	0.243750	24.000000	0.000000
50%	32.000000	0.372500	29.000000	0.000000
75%	36.600000	0.626250	41.000000	1.000000
max	67.100000	2.420000	81.000000	1.000000