



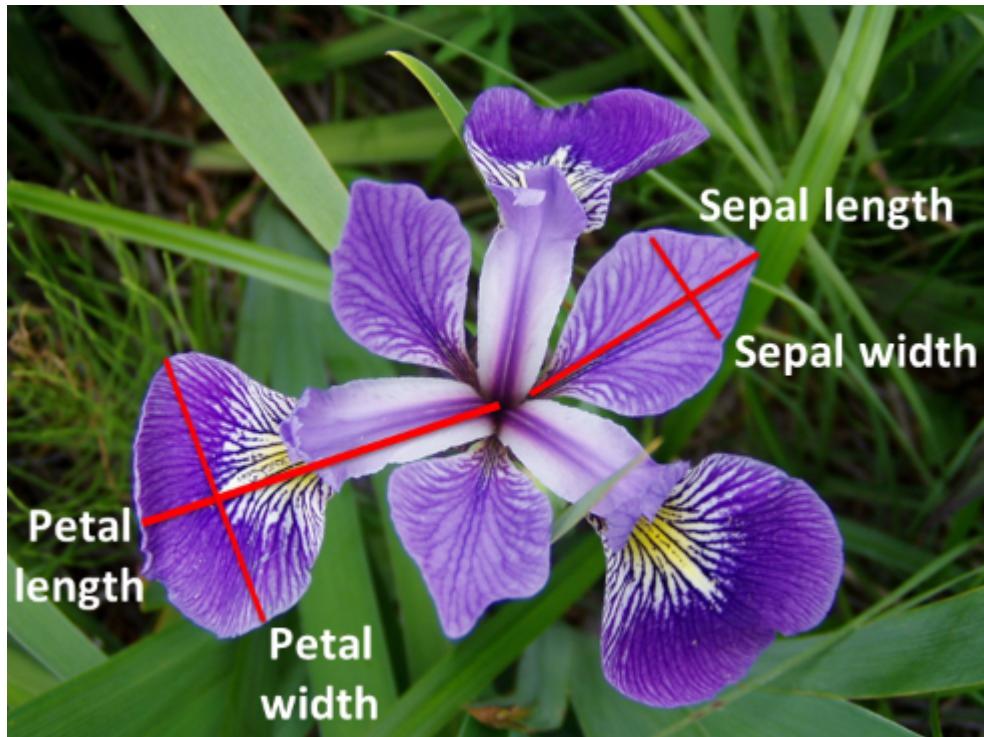
Hands-On

Hands-On ini digunakan pada kegiatan Microcredential Associate Data Scientist 2021

Tugas Mandiri Pertemuan 11

Pertemuan 11 (sebelas) pada Microcredential Associate Data Scientist 2021 menyampaikan materi mengenai Membangun Model 2 (Regresi Non Linier, Support Vector Machine, dll). silakan Anda kerjakan Latihan 1 s/d 20. Output yang anda lihat merupakan panduan yang dapat Anda ikuti dalam penulisan code :)

About Iris dataset

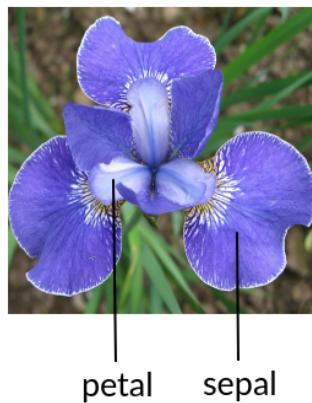


The iris dataset contains the following data (**Before Cleansing**)

- 50 samples of 3 different species of iris (150 samples total)
- Measurements: sepal length, sepal width, petal length, petal width
- The format for the data: (sepal length, sepal width, petal length, petal width)

The variables are:

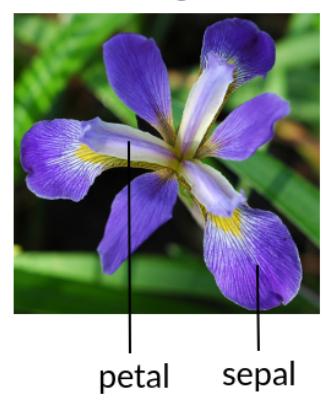
iris setosa



iris versicolor



iris virginica



- `sepal_length`: Sepal length, in centimeters, used as input.
- `sepal_width`: Sepal width, in centimeters, used as input.
- `petal_length`: Petal length, in centimeters, used as input.
- `petal_width`: Petal width, in centimeters, used as input.
- `class`: Iris Setosa, Versicolor, or Virginica, used as the target.

Contents

Data Preprocessing

- Include Libraries
- Import DataSet
- Handle Missing Value (*sudah dilakukan pada pert 8*)

Data Visualization

- Scatterplot
- Pairplot
- Barplot
- Violin
- Areaplot
- Correlation

Feature Engineering

Machine learning Model (Regresi Non Linier, Support Vector Machine, dll)

- Logistic Regression
- Naive Bayes
- KNN
- Support Vector Machine

1. Data Preprocessing

Latihan (1)

Melakukan import library yang dibutuhkan

```
In [82]: # import library pandas
import pandas as pd

# Import library numpy
import numpy as np

# Import Library matplotlib dan seaborn untuk visualisasi
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# me-non aktifkan peringatan pada python
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')
```

Load Dataset

```
In [83]: #Panggil file (load file bernama CarPrice_Assignment.csv) dan simpan dalam datafile
iris = pd.read_csv('Iris_AfterClean.csv')
```

Latihan (2)

Review Dataset

```
In [84]: # tampilkan 5 baris awal dataset dengan function head()
iris.head(5)
```

Out[84]:

	SepalLengthCm	SepalWidthCm	PetalLengthCm	PetalWidthCm	Species
0	4.6	3.1	1.5	0.2	Iris-setosa
1	5.0	3.6	1.4	0.2	Iris-setosa
2	5.4	3.9	1.7	0.4	Iris-setosa
3	4.9	3.1	1.5	0.1	Iris-setosa
4	5.4	3.7	1.5	0.2	Iris-setosa

```
In [85]: # tampilkan unique value dari species
iris['Species'].unique()
```

Out[85]: array(['Iris-setosa', 'Iris-versicolor', 'Iris-virginica'], dtype=object)

dari output diatas, dataset ini memiliki tiga varietas tanaman Iris.

```
In [86]: # melihat statistik data untuk data numeric dan non numeric
iris.describe(include = "all")
```

Out[86]:

	SepalLengthCm	SepalWidthCm	PetalLengthCm	PetalWidthCm	Species
count	140.000000	140.000000	140.000000	140.000000	140
unique	NaN	NaN	NaN	NaN	3
top	NaN	NaN	NaN	NaN	Iris-virginica
freq	NaN	NaN	NaN	NaN	50
mean	5.902857	3.028571	3.910714	1.262857	NaN
std	0.819365	0.398791	1.720369	0.746825	NaN
min	4.300000	2.200000	1.000000	0.100000	NaN
25%	5.200000	2.800000	1.675000	0.400000	NaN
50%	5.850000	3.000000	4.500000	1.400000	NaN
75%	6.425000	3.300000	5.100000	1.800000	NaN
max	7.900000	4.000000	6.900000	2.500000	NaN

```
In [87]: # Melihat Informasi lebih detail mengenai struktur DataFrame dapat dilihat menggunakan iris.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 140 entries, 0 to 139
Data columns (total 5 columns):
SepalLengthCm      140 non-null float64
SepalWidthCm       140 non-null float64
PetalLengthCm      140 non-null float64
PetalWidthCm       140 non-null float64
Species            140 non-null object
dtypes: float64(4), object(1)
memory usage: 5.0+ KB
```

Seperti yang kita lihat di atas distribusi titik data di setiap kelas adalah sama sehingga Iris adalah dataset seimbang

Latihan (3)

Checking if there are any missing values

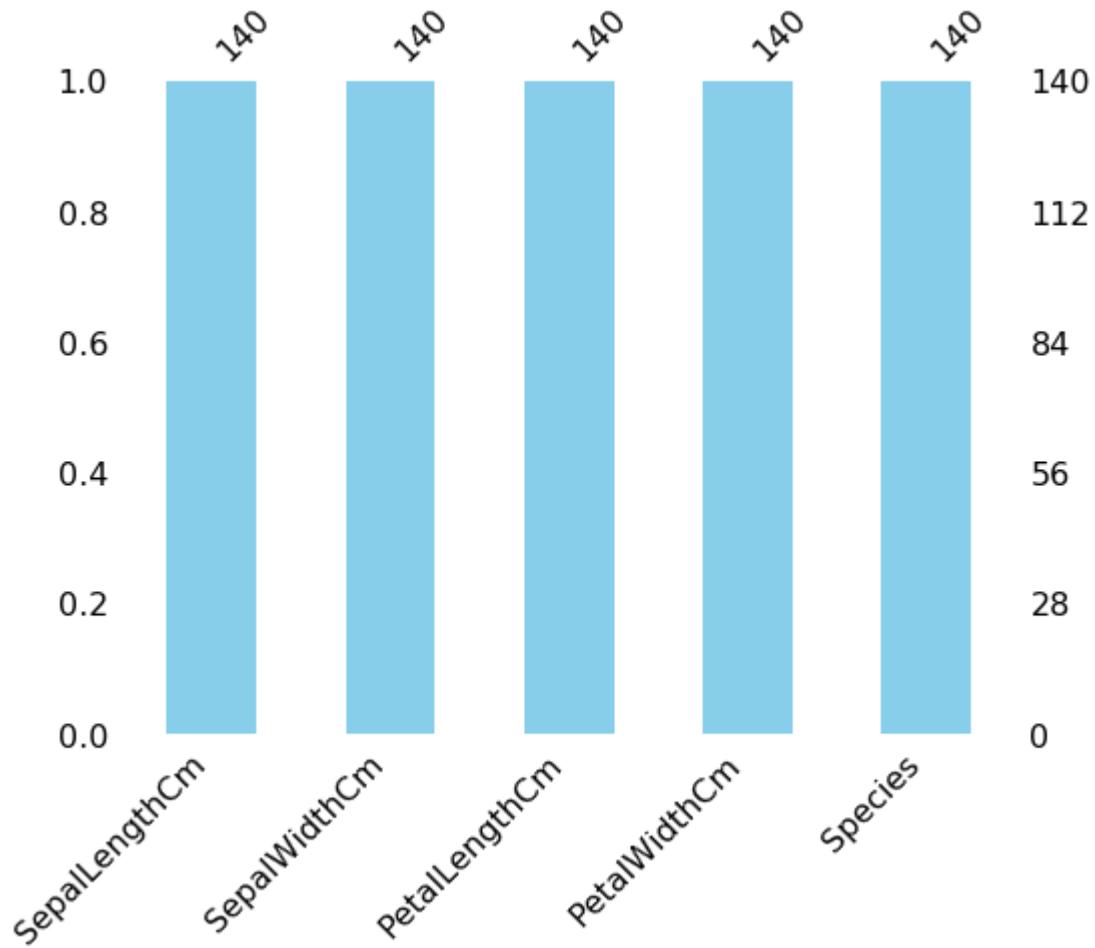


```
In [88]: # cek jumlah nilai yang hilang / missing values dari setiap kolom dengan function iris.isnull().sum()
```

```
Out[88]: SepalLengthCm      0
          SepalWidthCm       0
          PetalLengthCm      0
          PetalWidthCm       0
          Species            0
          dtype: int64
```

```
In [89]: # cek missing values dengan visualisasi menggunakan Library: Missingno adalah pu  
# jenis: barchart  
import missingno as msno  
msno.bar(iris,figsize=(8,6),color='skyblue')  
msno.bar
```

```
Out[89]: <function missingno.missingno.bar(df, figsize=None, fontsize=16, labels=None, l  
og=False, color='dimgray', inline=False, filter=None, n=0, p=0, sort=None, ax=N  
one, orientation=None)>
```



Dataset IrisAfterclean.csv ini adalah dataset yang telah melewati proses cleansing pada pertemuan 8 kemarin sehingga dataset ini sudah bersih

2. Data Visualization

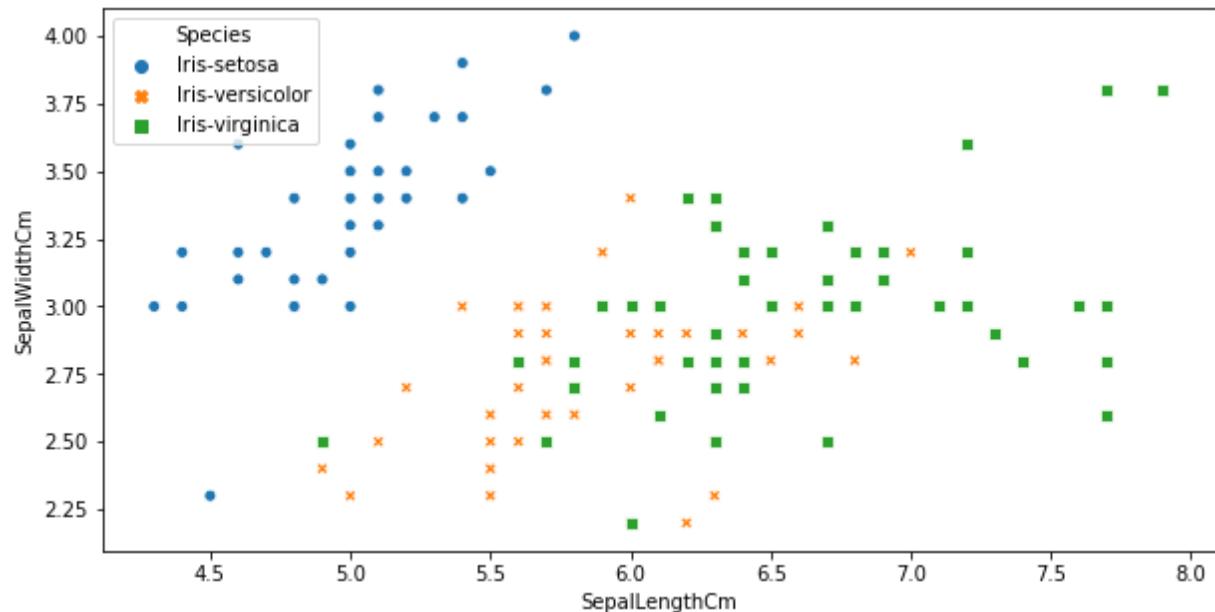
2.1 Scatter Plot

Scatter plot adalah visualisasi data dua dimensi yang menggunakan titik untuk mewakili nilai yang diperoleh untuk dua variabel berbeda, satu diplot sepanjang sumbu x dan yang lainnya diplot sepanjang sumbu y. Kita dapat memplot scatter plot di antara dua fitur.

Latihan (4)

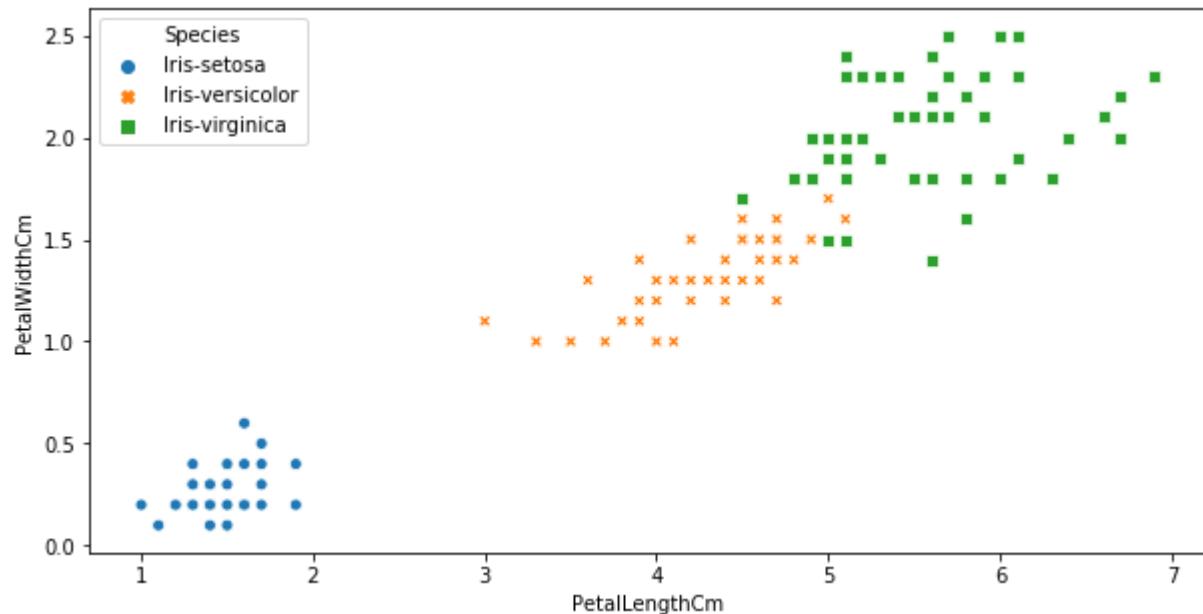
buat visualisasi scatter plot 'Sepal Length' dan 'Sepal Width'

```
In [90]: # visualisasi scatter plot dengan seaborn antara Sepal Length dan Sepal Width dengan  
plt.figure(figsize=(10,5))  
sns.scatterplot(x='SepalLengthCm',y='SepalWidthCm',data=iris,hue='Species',style=  
plt.show()
```



buat visualisasi scatter plot 'Petal Length' dan 'Petal Width'

```
In [91]: # visualisasi scatter plot dengan seaborn antara Petal Length dan Petal Width dengan fitur Sepal  
plt.figure(figsize=(10,5))  
sns.scatterplot(x='PetalLengthCm',y='PetalWidthCm',data=iris,hue='Species',style='dashed')  
plt.show()
```



Seperti yang dapat kita lihat bahwa Fitur Petal memberikan pembagian cluster yang lebih baik dibandingkan dengan fitur Sepal. Ini merupakan indikasi bahwa Petal dapat membantu dalam Prediksi yang lebih baik dan akurat dari pada Sepal.

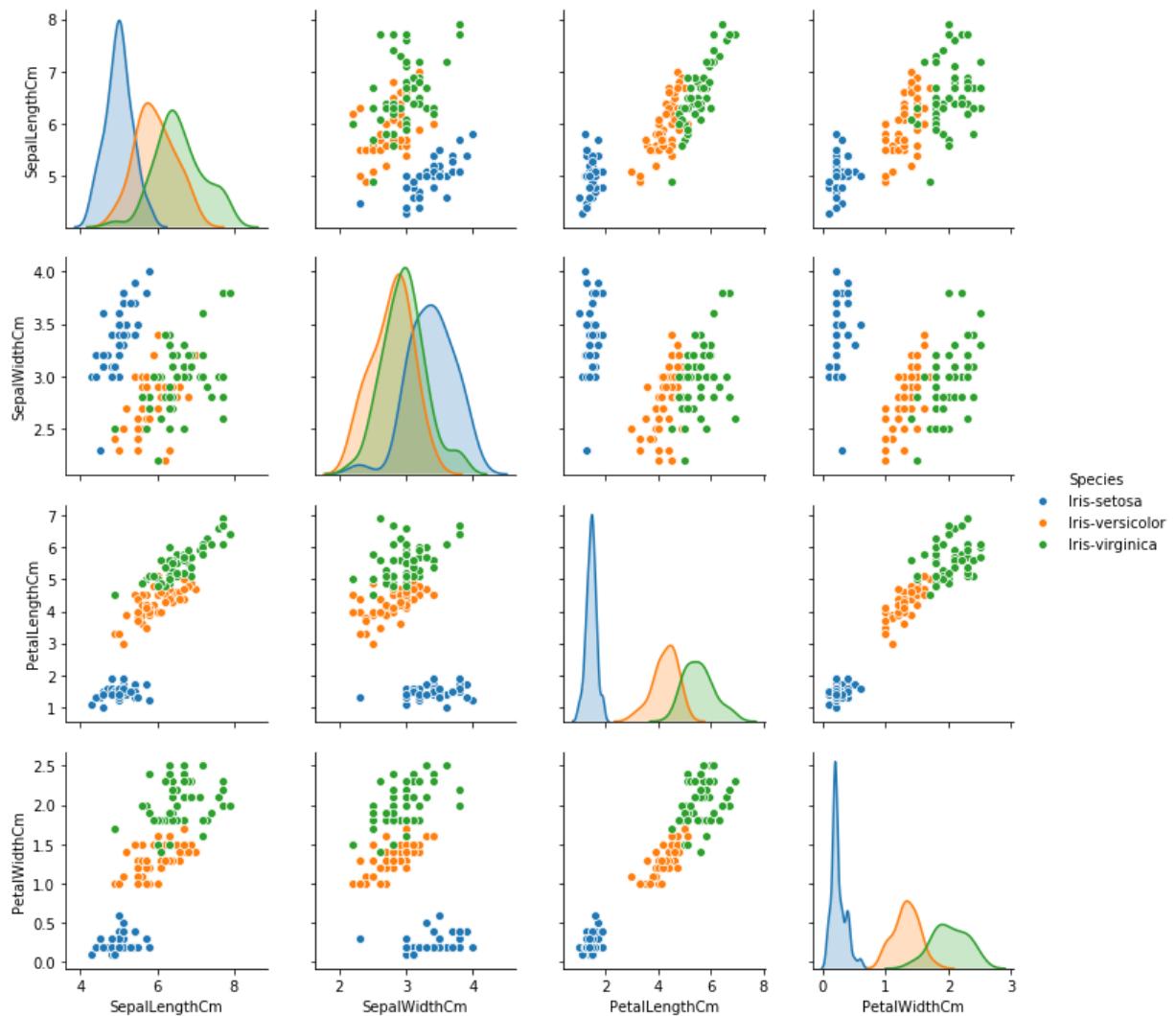
2.2 Pairplot

Pair Plots adalah cara yang sangat sederhana (satu baris kode sederhana!) untuk memvisualisasikan hubungan antara setiap variabel. Ini menghasilkan matriks hubungan antara setiap variabel dalam data kita untuk pemeriksaan data instan. Pair Plots memberikan scatter plot dari fitur yang berbeda. Pair Plots untuk kumpulan data iris.

Latihan (5)

buat visualisasi Pair Plots dari data iris

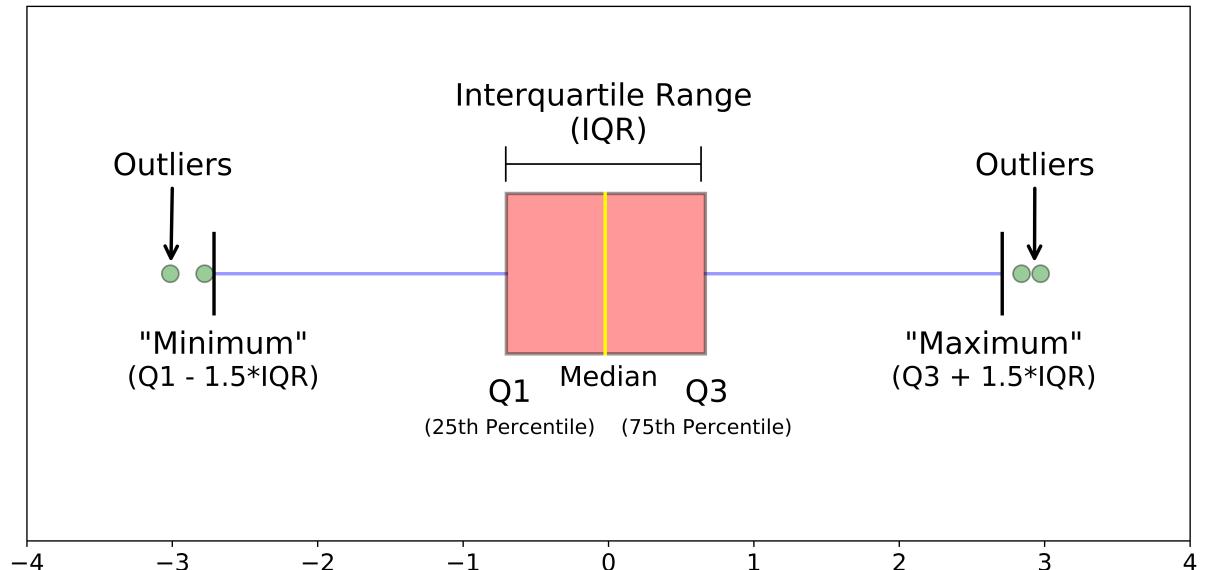
```
In [92]: # buat visualisasi Pair Plots dari data iris dengan parameter hue='species'  
sns.pairplot(iris,hue='Species')  
plt.show()
```



dari grafik kita dapat melihat scatter plot antara dua fitur dan distribusinya, dari sebaran di atas petal length memisahkan iris setosa dari yang tersisa, dari plot antara petal length dan petal width kita dapat memisahkan bunga

2.3 BoxPlot

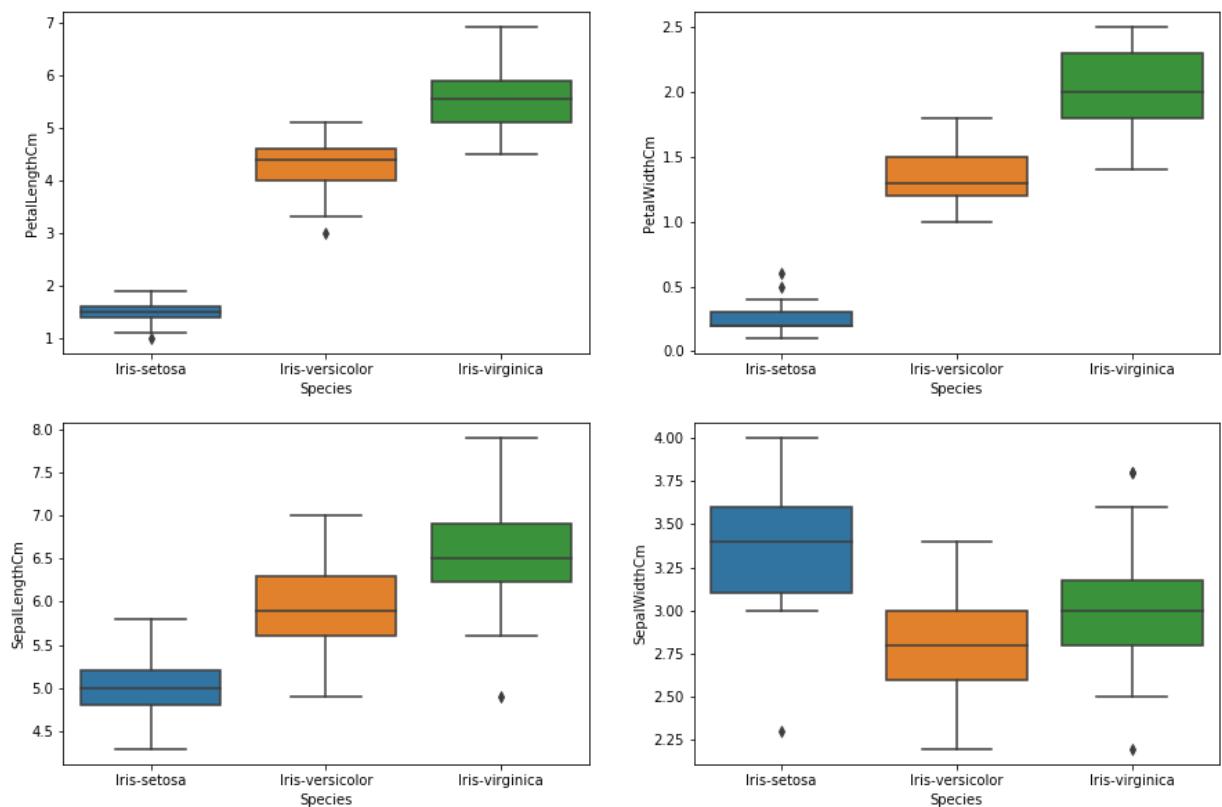
boxplot adalah cara standar untuk menampilkan distribusi data berdasarkan ringkasan lima angka ("minimum", kuartil pertama (Q1), median, kuartil ketiga (Q3), dan "maksimum"). Ini dapat memberi tahu kita tentang outlier dan apa nilainya. Ini juga dapat memberi tahu kita apakah data kita simetris, seberapa ketat data kita dikelompokkan, dan bagaimana jika data kita miring.



Latihan (6)

buat visualisasi box plot dari setiap kolom feature terhadap species

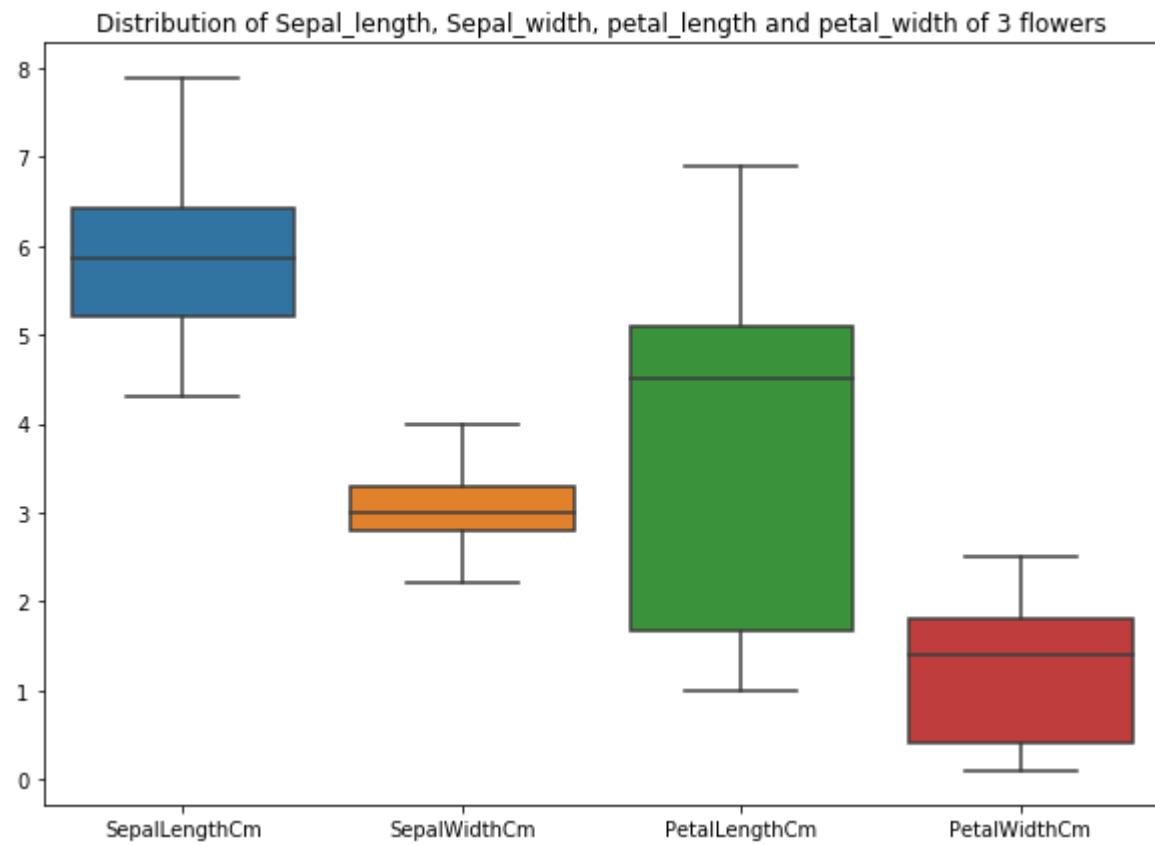
```
In [93]: plt.figure(figsize=(15,10))
plt.subplot(2,2,1)
sns.boxplot(x='Species',y='PetalLengthCm',data=iris)
plt.subplot(2,2,2)
sns.boxplot(x='Species',y='PetalWidthCm',data=iris)
plt.subplot(2,2,3)
sns.boxplot(x='Species',y='SepalLengthCm',data=iris)
plt.subplot(2,2,4)
sns.boxplot(x='Species',y='SepalWidthCm',data=iris)
plt.show()
```



Latihan (7)

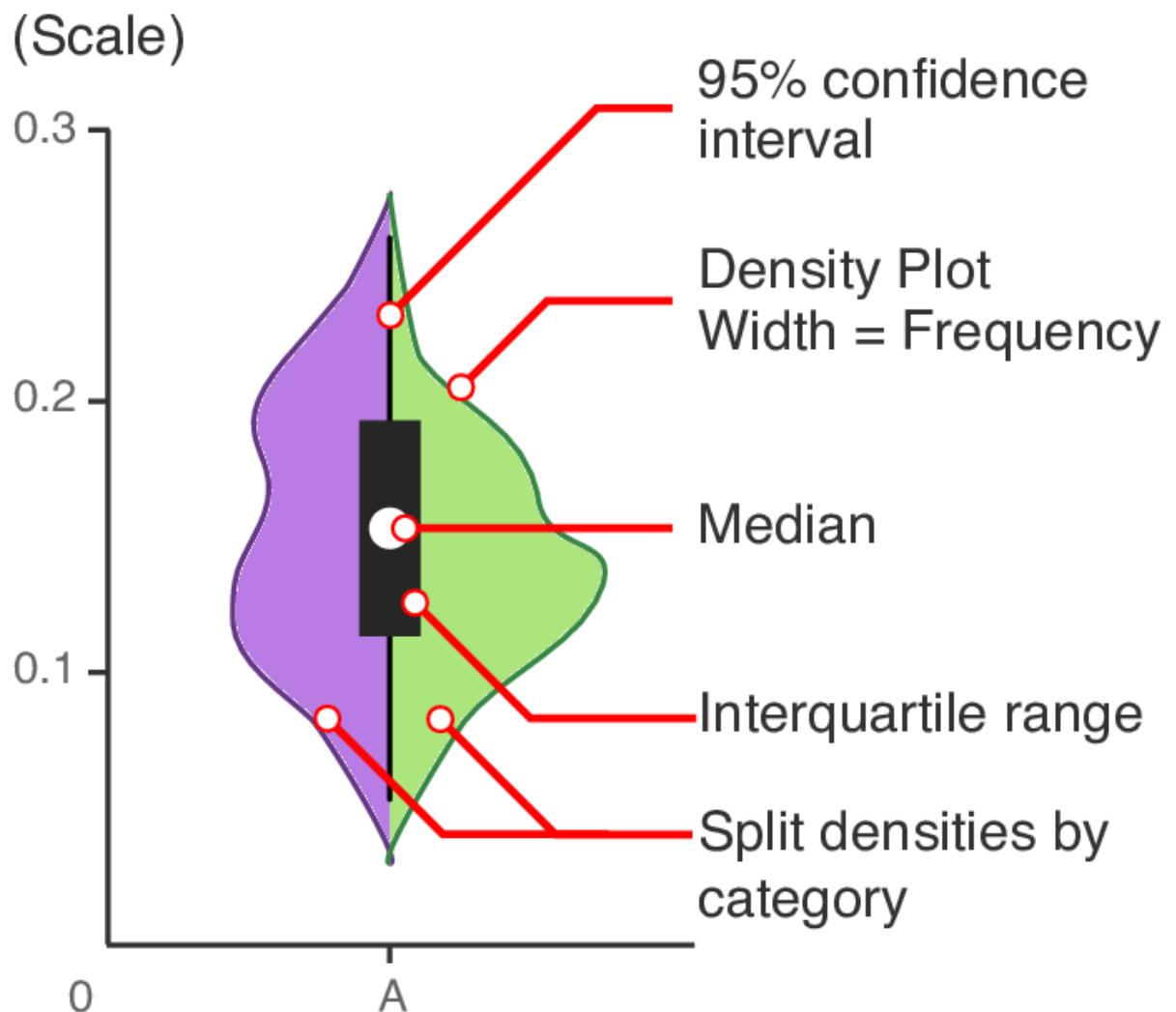
buat visualisasi box plot distribusi setiap kolom feature

```
In [94]: plt.subplots(figsize=(10,7))
sns.boxplot(data=iris).set_title("Distribution of Sepal_length, Sepal_width, petal_length and petal_width of 3 flowers")
plt.show()
```



2.4 Violin

Violin Plot adalah metode untuk memvisualisasikan distribusi data numerik dari variabel yang berbeda. Ini mirip dengan Box Plot tetapi dengan plot yang diputar di setiap sisi, memberikan lebih banyak informasi tentang perkiraan kepadatan pada sumbu y. Kepadatan dicerminkan dan dibalik dan bentuk yang dihasilkan diisi, menciptakan gambar yang menyerupai biola. Kelebihan dari Violin Plot adalah dapat menampilkan nuansa dalam distribusi yang tidak terlihat dalam boxplot. Di sisi lain, boxplot lebih jelas menunjukkan outlier dalam data.

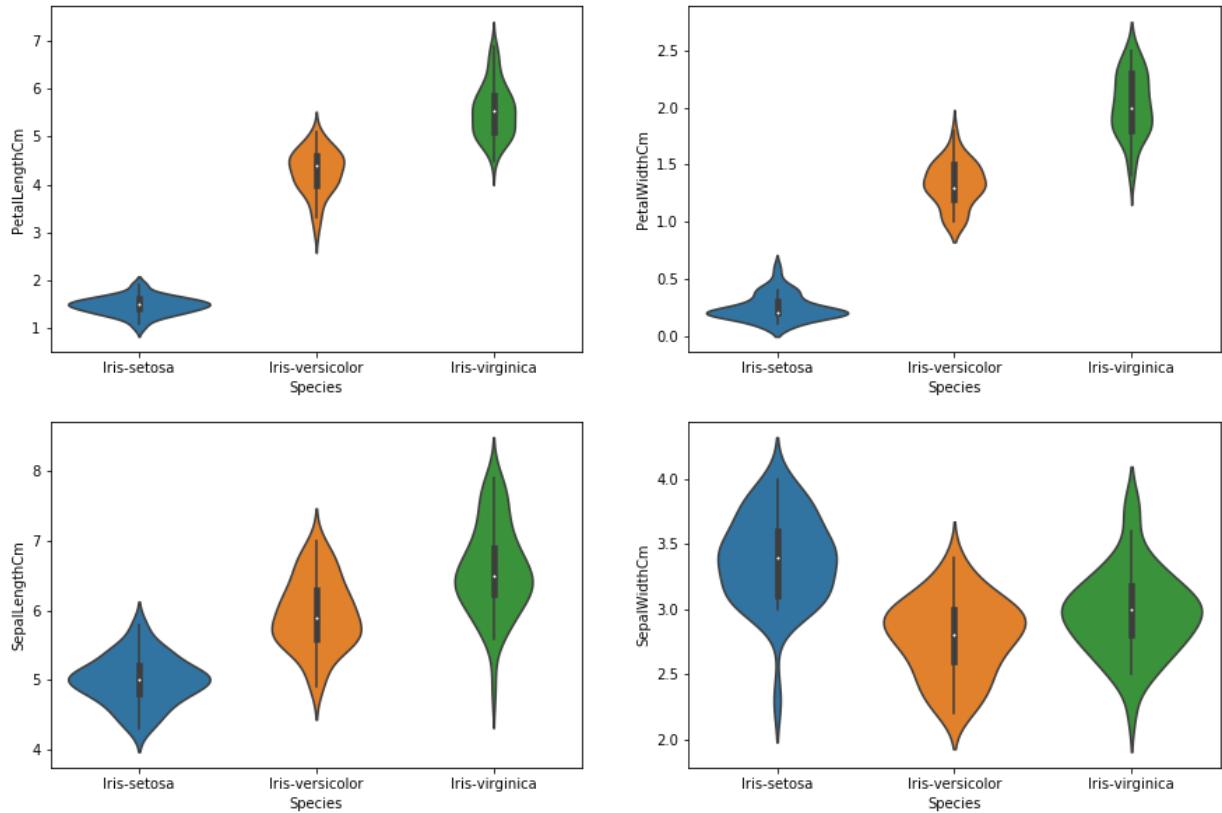


Latihan (8)

buat visualisasi violin plot setiap kolom feature

```
In [95]: plt.figure(figsize=(15,10))
plt.subplot(2,2,1)
sns.violinplot(x='Species',y='PetalLengthCm',data=iris)
plt.subplot(2,2,2)
sns.violinplot(x='Species',y='PetalWidthCm',data=iris)
plt.subplot(2,2,3)
sns.violinplot(x='Species',y='SepalLengthCm',data=iris)
plt.subplot(2,2,4)
sns.violinplot(x='Species',y='SepalWidthCm',data=iris)
```

Out[95]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0xf883790>

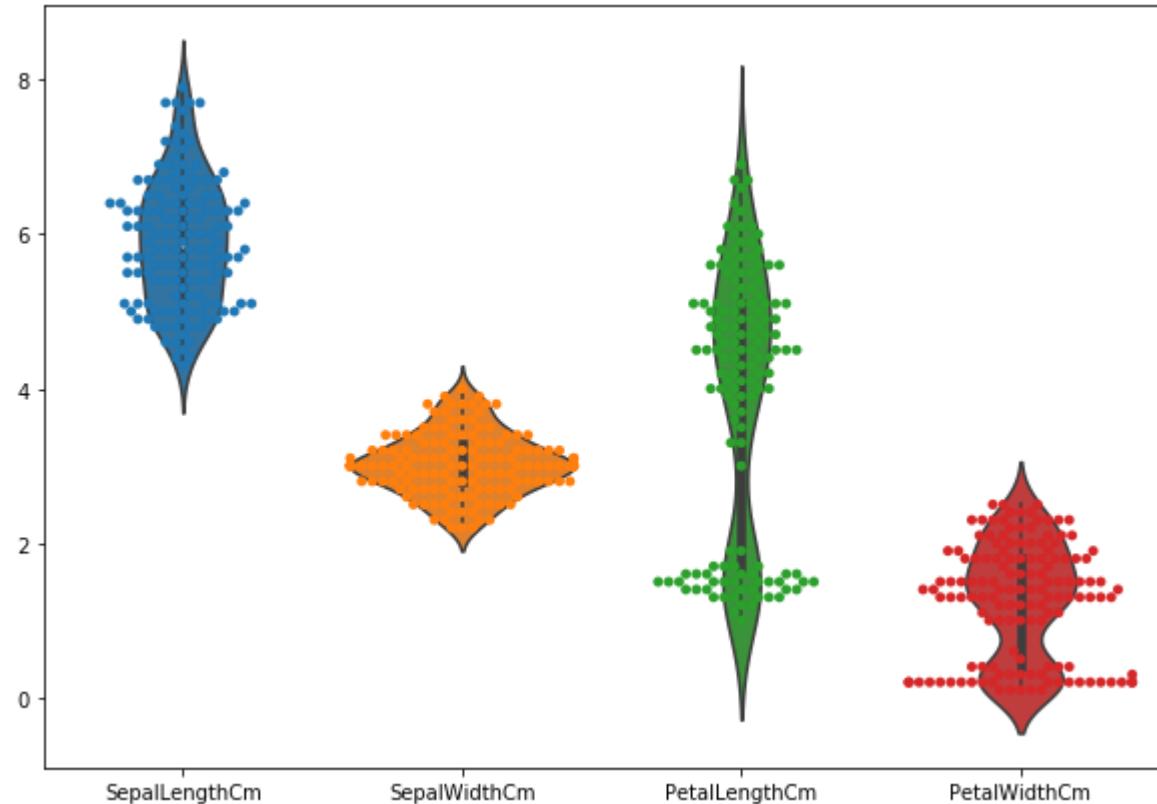


Latihan (9)

buat visualisasi violin plot dengan swarm plot

```
In [96]: plt.subplots(figsize=(10,7))
sns.violinplot(data=iris)
sns.swarmplot(data=iris)
plt.show
```

```
Out[96]: <function matplotlib.pyplot.show(*args, **kw)>
```



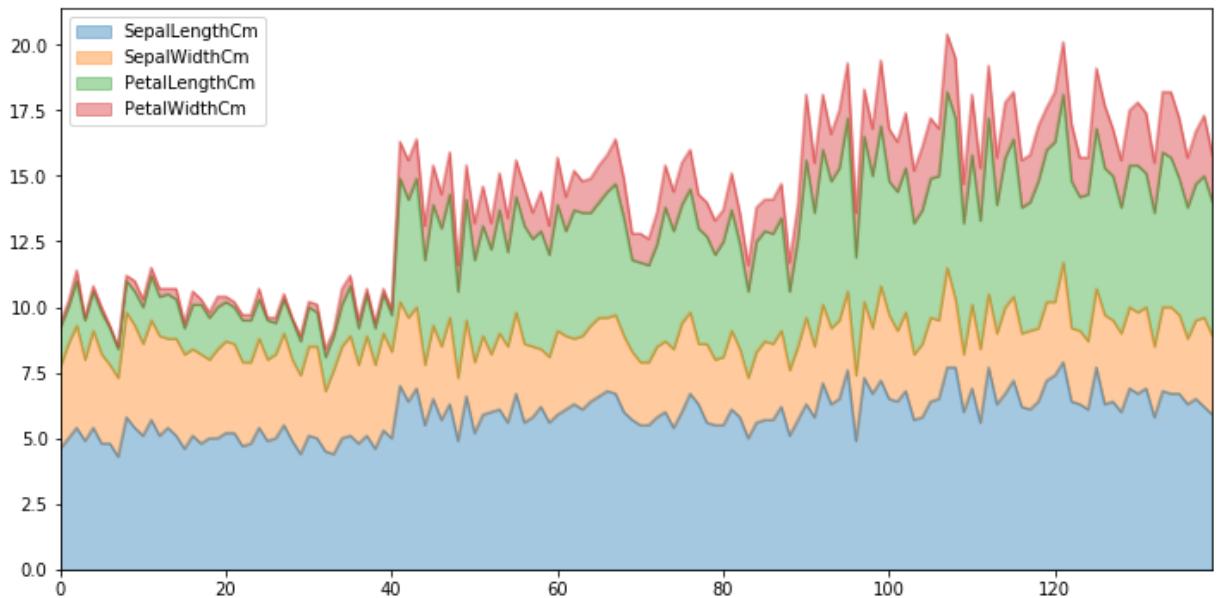
2.5 Area Plot

Area Plot memberi kita representasi visual dari Berbagai dimensi bunga Iris dan jangkauannya dalam dataset.

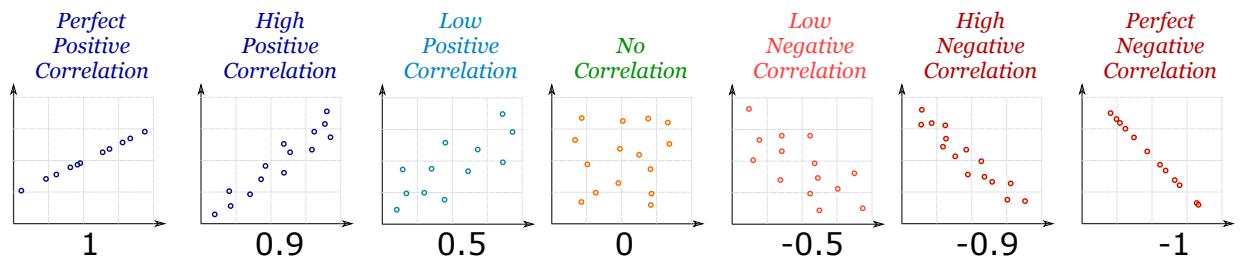
Latihan (10)

buat visualisasi area plot pada setiap feature kolom

```
In [97]: iris.plot.area(y=['SepalLengthCm', 'SepalWidthCm', 'PetalLengthCm', 'PetalWidthCm'])
```



2.6 Correlation



Sekarang, ketika kami melatih algoritma apa pun, jumlah fitur dan korelasinya memainkan peran penting. Jika ada fitur dan banyak fitur yang sangat berkorelasi, maka melatih suatu algoritma dengan semua fitur akan mengurangi akurasi. Dengan demikian pemilihan fitur harus dilakukan dengan hati-hati. Dataset ini memiliki fitur yang lebih sedikit tetapi kita masih akan melihat korelasinya.

Latihan (11)

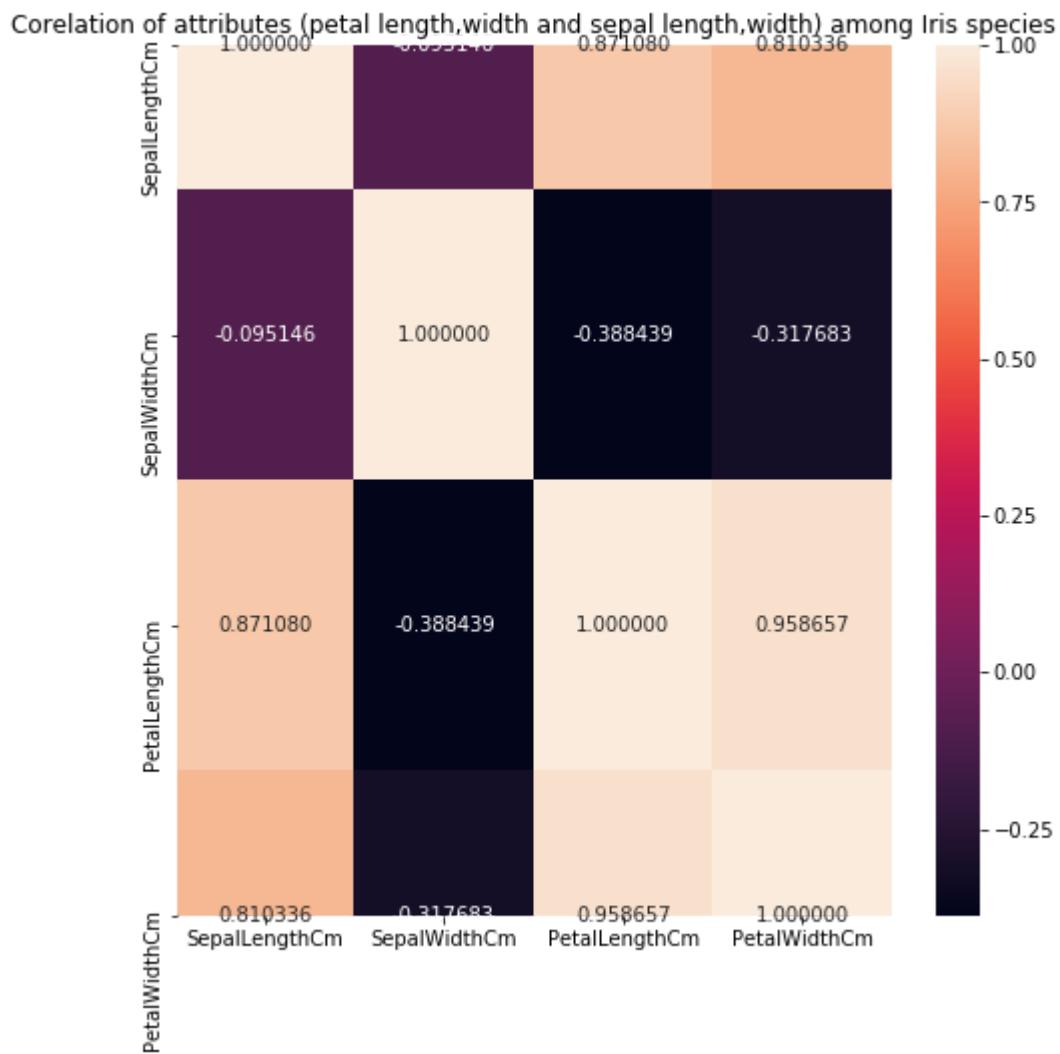
lihat korelasi dataset dan visualisasi dengan heatmap pada feature kolom

```
In [98]: # Lihat korelasi dengan function corr()
iris.corr()
```

Out[98]:

	SepalLengthCm	SepalWidthCm	PetalLengthCm	PetalWidthCm
SepalLengthCm	1.000000	-0.095146	0.871080	0.810336
SepalWidthCm	-0.095146	1.000000	-0.388439	-0.317683
PetalLengthCm	0.871080	-0.388439	1.000000	0.958657
PetalWidthCm	0.810336	-0.317683	0.958657	1.000000

```
In [99]: # Lihat korelasi dengan visualisasi heatmap
plt.subplots(figsize = (8,8))
sns.heatmap(iris.corr(), annot=True, fmt="f").set_title("Corelation of attributes")
plt.show()
```



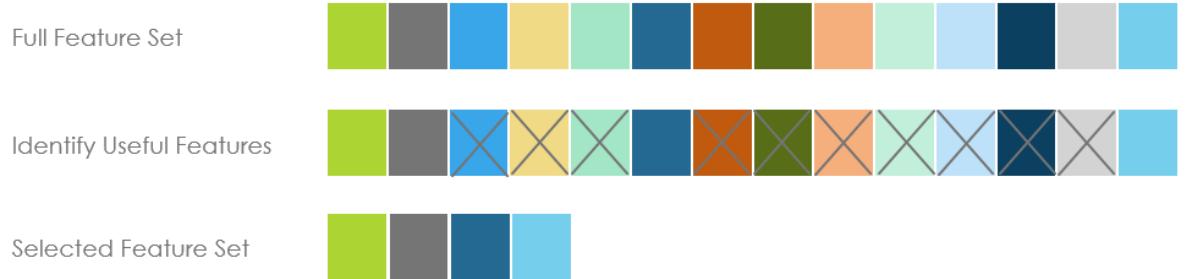
Observasi :

Sepal Width dan Sepal Length tidak berkorelasi || Petal Width and Petal Length sangat berkorelasi

Kami akan menggunakan semua fitur untuk melatih algoritme dan memeriksa keakuratannya.

Dividing data into features and labels

Feature Selection



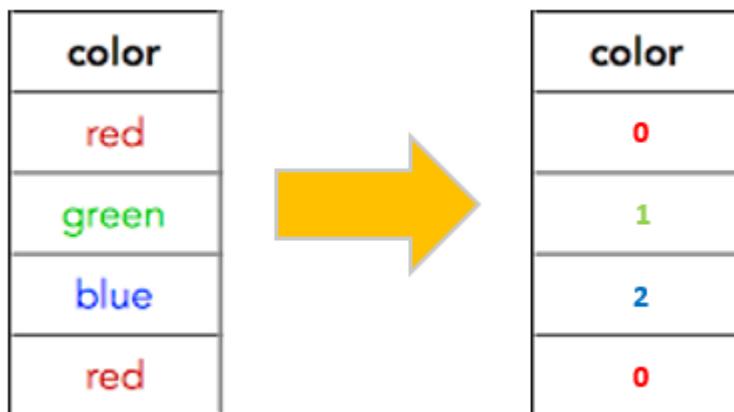
Seperti yang kita lihat, dataset berisi lima kolom: SepalLengthCm, SepalWidthCm, PetalLengthCm, PetalWidthCm dan Species. Fitur yang sebenarnya dijelaskan oleh kolom 1-4. Kolom terakhir berisi label sampel. Pertama kita perlu membagi data menjadi dua array: X (fitur) dan y (label).

Latihan (12)

definisi variabel X(feature kolom) dan y(species/label):

```
In [109]: X=iris.iloc[:, :-1].values  
y=iris.iloc[:, 4].values
```

Label encoding



Seperti yang kita lihat, label bersifat kategoris. KNeighborsClassifier tidak menerima label string. Kita perlu menggunakan LabelEncoder untuk mengubahnya menjadi angka. Iris-setosa sesuai dengan 0, Iris-versicolor sesuai dengan 1 dan Iris-virginica sesuai dengan 2.

Latihan (13)

transform label data species dengan menggunakan library LabelEncoder

```
In [112]: from sklearn.preprocessing import LabelEncoder  
le = LabelEncoder()  
y = le.fit_transform(y)
```

3. Building Machine Learning Models

Latihan (14)

import library dalam kebutuhan membangun model

In [143]:

```
#Metrics
from sklearn.metrics import make_scorer, accuracy_score,precision_score
from sklearn.metrics import classification_report

# Import Libaray confusion matrix
from sklearn.metrics import confusion_matrix

from sklearn.metrics import accuracy_score ,precision_score,recall_score,f1_score

#Model Select
from sklearn.model_selection import KFold,train_test_split,cross_val_score
from sklearn.model_selection import train_test_split

# Import Libaray Logistic Regression
from sklearn.linear_model import LogisticRegression

from sklearn import linear_model
from sklearn.linear_model import SGDClassifier

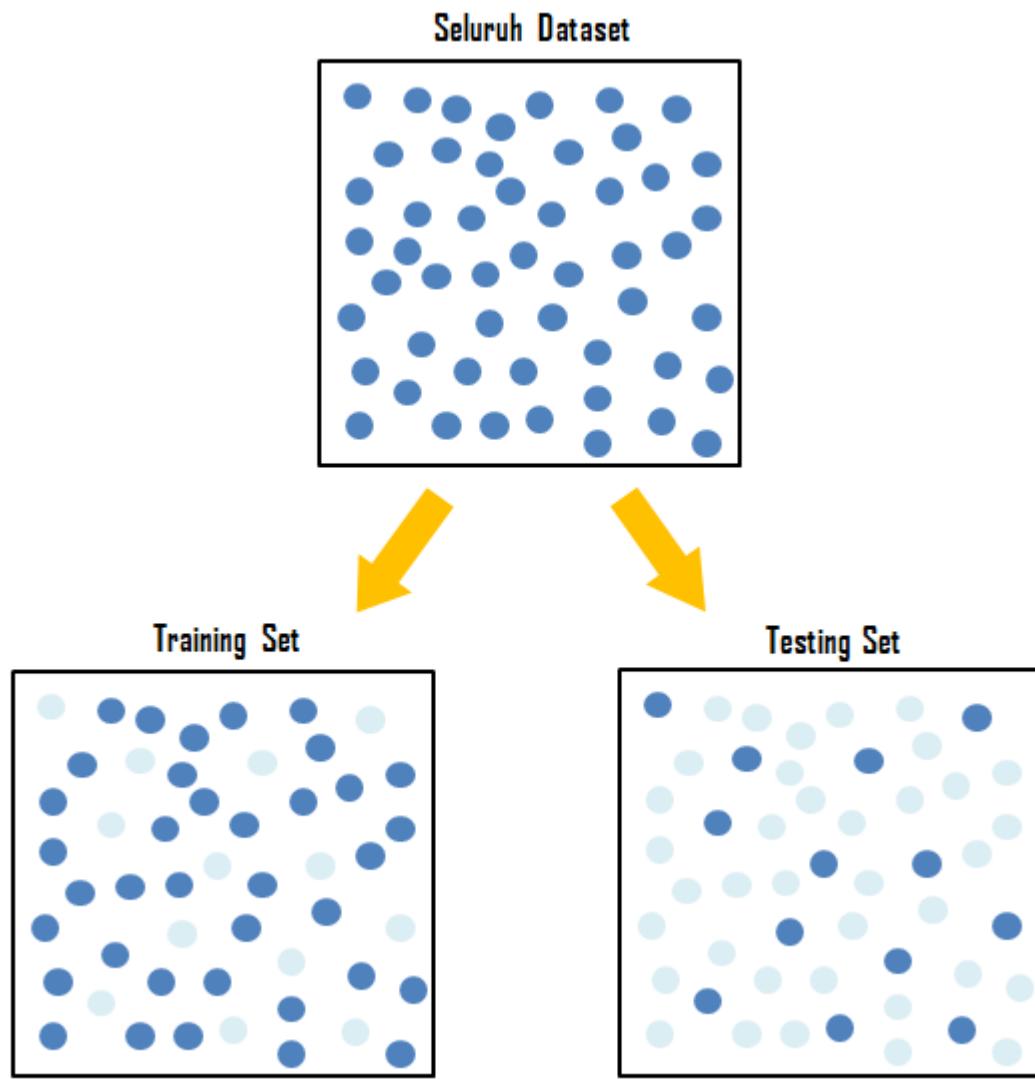
# Import Libaray KNN
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier

# Import Libaray Support Vector Machines dan Linier Support Vector Machines
from sklearn import svm
from sklearn.svm import LinearSVC

# Import Libarary Gaussian Naive Bayes
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
```

Splitting The Data into Training And Testing Dataset

Train/test split adalah salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengevaluasi performa model machine learning. Metode evaluasi model ini membagi dataset menjadi dua bagian yakni bagian yang digunakan untuk training data dan untuk testing data dengan proporsi tertentu. Train data digunakan untuk fit model machine learning, sedangkan test data digunakan untuk mengevaluasi hasil fit model tersebut.



Python memiliki library yang dapat mengimplementasikan train/test split dengan mudah yaitu Scikit-Learn. Untuk menggunakannya, kita perlu mengimport Scikit-Learn terlebih dahulu, kemudian setelah itu kita dapat menggunakan fungsi `train_test_split()`.

Latihan (15)

split data train dan test dengan function `train_test_split()` dengan `train_size=0.7, test_size=0.3` dan `random_state=0`

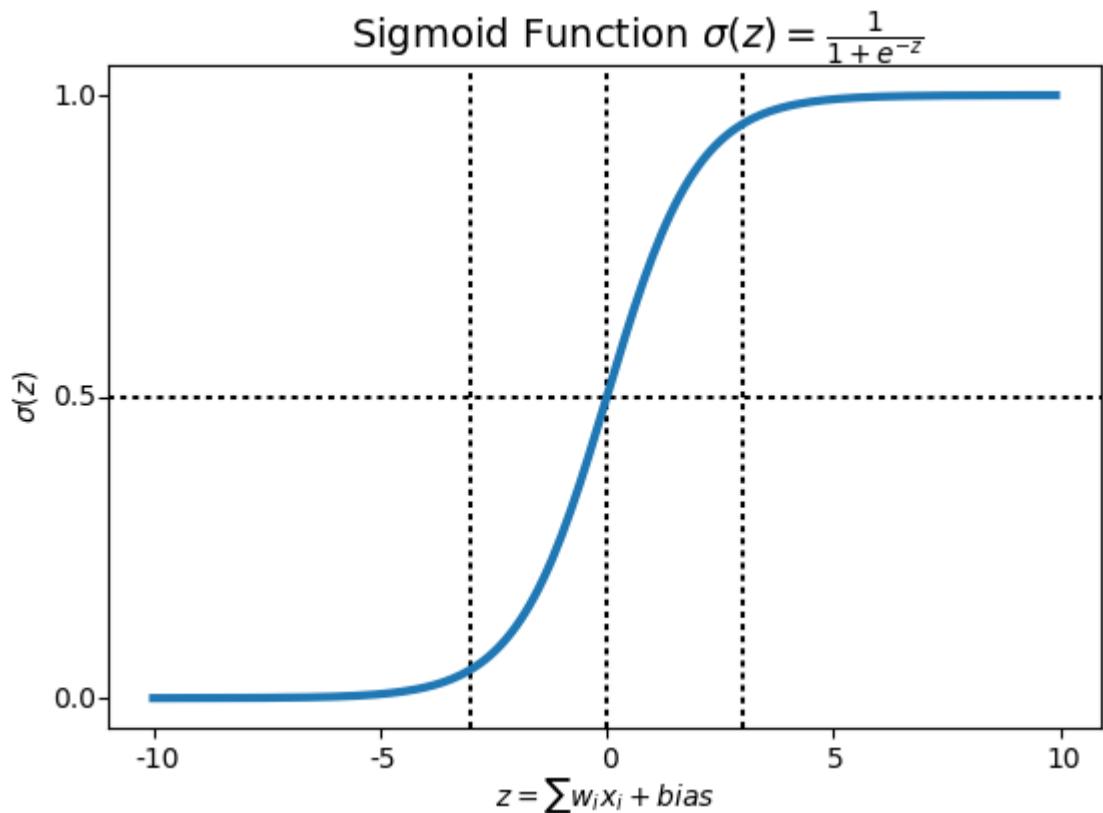
```
In [176]: #Train and Test split
X_train, X_test, y_train, y_test=train_test_split(X,y,train_size=0.7,test_size=0)
```

Sekarang kita akan melatih beberapa model Machine Learning dan membandingkan hasilnya. Perhatikan bahwa karena set data tidak memberikan label untuk set pengujinya, kita perlu menggunakan prediksi pada set pelatihan untuk membandingkan algoritme satu sama lain.

3.2 Logistic Regression:

Logistic Regression adalah algoritma Machine Learning yang digunakan untuk masalah klasifikasi, ini adalah algoritma analisis prediktif dan berdasarkan konsep probabilitas.

Kita dapat menyebut Logistic Regression sebagai model Regresi Linier tetapi Regresi Logistik menggunakan fungsi biaya yang lebih kompleks, fungsi biaya ini dapat didefinisikan sebagai 'fungsi Sigmoid' atau juga dikenal sebagai 'fungsi logistik' daripada fungsi linier.



Bangun model LogisticRegression dan akurasi nya

```
In [177]: logreg = LogisticRegression(solver= 'lbfgs',max_iter=400)
logreg.fit(X_train, y_train)
Y_pred = logreg.predict(X_test)
accuracy_lr=round(accuracy_score(y_test,Y_pred)* 100, 2)
acc_log = round(logreg.score(X_train, y_train) * 100, 2)

cm = confusion_matrix(y_test, Y_pred)
accuracy = accuracy_score(y_test,Y_pred)
precision = precision_score(y_test, Y_pred,average='micro')
recall = recall_score(y_test, Y_pred,average='micro')
f1 = f1_score(y_test,Y_pred,average='micro')
print('Confusion matrix for Logistic Regression\n',cm)
print('accuracy_Logistic Regression : %.3f' % accuracy)
print('precision_Logistic Regression : %.3f' % precision)
print('recall_Logistic Regression: %.3f' % recall)
print('f1-score_Logistic Regression : %.3f' %f1)
```

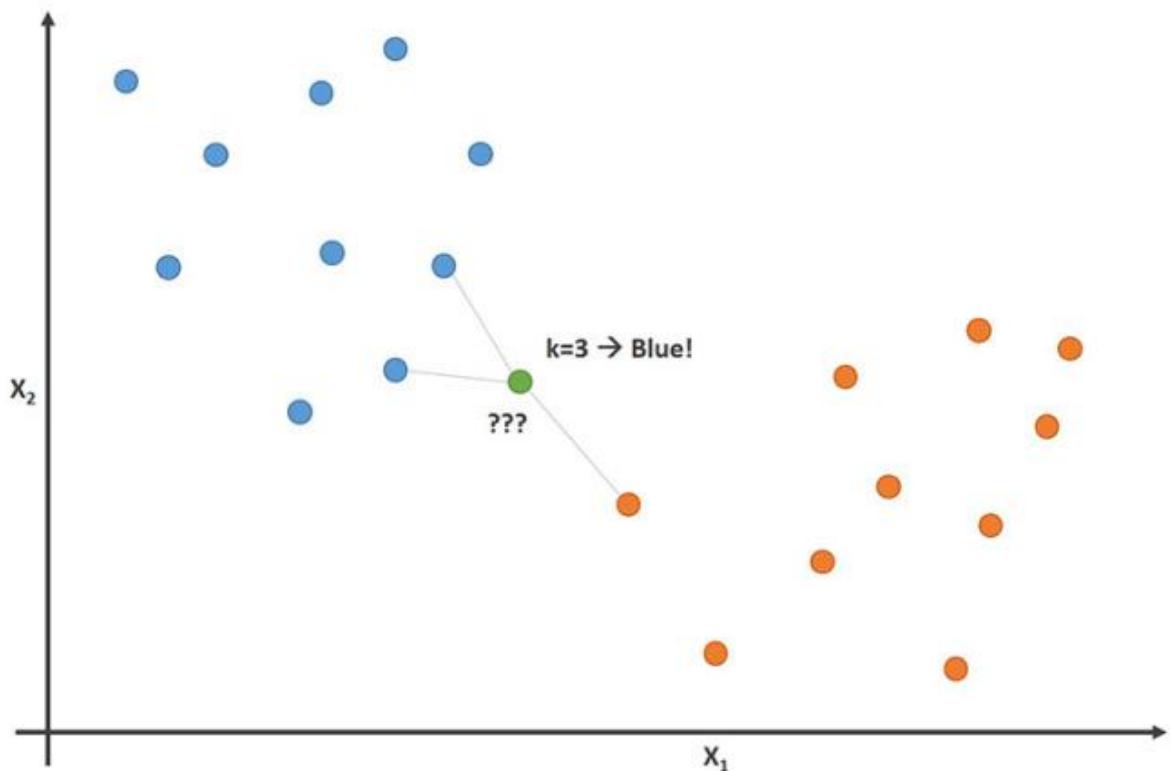
```
Confusion matrix for Logistic Regression
[[12  0  0]
 [ 0 13  2]
 [ 0  1 14]]
accuracy_Logistic Regression : 0.929
precision_Logistic Regression : 0.929
recall_Logistic Regression: 0.929
f1-score_Logistic Regression : 0.929
```

3.3 K Nearest Neighbor:

K-Nearest Neighbor adalah salah satu algoritma Machine Learning yang paling sederhana berdasarkan teknik Supervised Learning.

Algoritma K-NN mengasumsikan kesamaan antara kasus/data baru dengan kasus yang tersedia dan memasukkan kasus baru ke dalam kategori yang paling mirip dengan kategori yang tersedia.

Algoritma K-NN menyimpan semua data yang tersedia dan mengklasifikasikan titik data baru berdasarkan kesamaan. Artinya ketika data baru muncul maka dapat dengan mudah diklasifikasikan ke dalam kategori well suite dengan menggunakan algoritma K-NN.



Latihan (16)

Bangun model KNN dan akurasi nya

```
In [178]: knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors = 3)
knn.fit(X_train, y_train)
Y_pred = knn.predict(X_test)
accuracy_knn=round(accuracy_score(y_test,Y_pred)* 100, 2)
acc_knn = round(knn.score(X_train, y_train) * 100, 2)

cm = confusion_matrix(y_test, Y_pred)
accuracy = accuracy_score(y_test,Y_pred)
precision = precision_score(y_test, Y_pred,average='micro')
recall = recall_score(y_test, Y_pred,average='micro')
f1 = f1_score(y_test,Y_pred,average='micro')
print('Confusion matrix for Logistic Regression\n',cm)
print('accuracy_Logistic Regression : %.3f' % accuracy)
print('precision_Logistic Regression : %.3f' % precision)
print('recall_Logistic Regression: %.3f' % recall)
print('f1-score_Logistic Regression : %.3f' %f1)
```

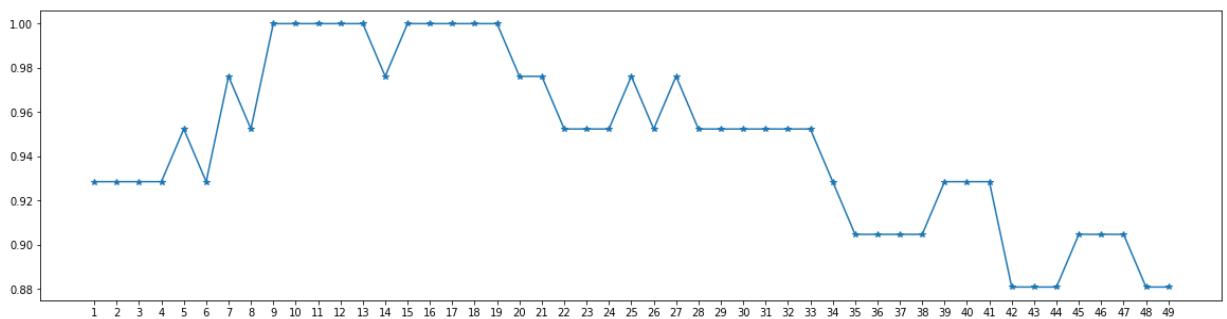
Confusion matrix for Logistic Regression

```
[[12  0  0]
 [ 0 14  1]
 [ 0  2 13]]
```

```
accuracy_Logistic Regression : 0.929
precision_Logistic Regression : 0.929
recall_Logistic Regression: 0.929
f1-score_Logistic Regression : 0.929
```

Mari kita periksa akurasi untuk berbagai nilai n untuk Model KNN

```
In [179]: plt.subplots(figsize=(20,5))
a_index=list(range(1,50))
a=pd.Series()
x=range(1,50)
#x=[1,2,3,4,5,6,7,8,9,10]
for i in list(range(1,50)):
    model=KNeighborsClassifier(n_neighbors=i)
    model.fit(X_train, y_train)
    prediction=model.predict(X_test)
    a=a.append(pd.Series(accuracy_score(y_test,prediction)))
plt.plot(a_index, a,marker="*")
plt.xticks(x)
plt.show()
```



Di atas adalah grafik yang menunjukkan akurasi untuk model KNN menggunakan nilai n yang berbeda.

3.4 Gaussian Naive Bayes:

Naive Bayes adalah algoritma klasifikasi untuk masalah klasifikasi biner (dua kelas) dan multi kelas. Teknik ini paling mudah dipahami ketika dijelaskan menggunakan nilai input biner atau kategoris.

Disebut naive bayes atau idiot bayes karena perhitungan probabilitas untuk setiap hipotesis disederhanakan untuk membuat perhitungannya dapat dilakukan. Daripada mencoba menghitung nilai dari setiap nilai atribut $P(d_1, d_2, d_3|h)$, mereka diasumsikan independen bersyarat dengan nilai target dan dihitung sebagai $P(d_1|h) * P(d_2|H)$ dan seterusnya.

Ini adalah asumsi yang sangat kuat yang paling tidak mungkin dalam data nyata, yaitu bahwa atribut tidak berinteraksi. Namun demikian, pendekatan ini bekerja dengan sangat baik pada data di mana asumsi ini tidak berlaku.

GAUSSIAN NAIVE BAYES CLASSIFIER

"Gaussian" because this is a normal distribution

This is our prior belief

$$P(\text{class} \mid \text{data}) = \frac{P(\text{data} \mid \text{class}) \times P(\text{class})}{P(\text{data})}$$

We don't calculate this in naive bayes classifiers

ChrisAlbon

Latihan (17)

Bangun model gaussian Naive Bayes dan akurasi nya

```
In [180]: gaussian = GaussianNB()
gaussian.fit(X_train, y_train)
Y_pred = gaussian.predict(X_test)
accuracy_nb=round(accuracy_score(y_test,Y_pred)* 100, 2)
acc_gaussian = round(gaussian.score(X_train, y_train) * 100, 2)

cm = confusion_matrix(y_test, Y_pred)
accuracy = accuracy_score(y_test,Y_pred)
precision = precision_score(y_test, Y_pred,average='micro')
recall = recall_score(y_test, Y_pred,average='micro')
f1 = f1_score(y_test,Y_pred,average='micro')
print('Confusion matrix for Logistic Regression\n',cm)
print('accuracy_Logistic Regression : %.3f' % accuracy)
print('precision_Logistic Regression : %.3f' % precision)
print('recall_Logistic Regression: %.3f' % recall)
print('f1-score_Logistic Regression : %.3f' %f1)
```

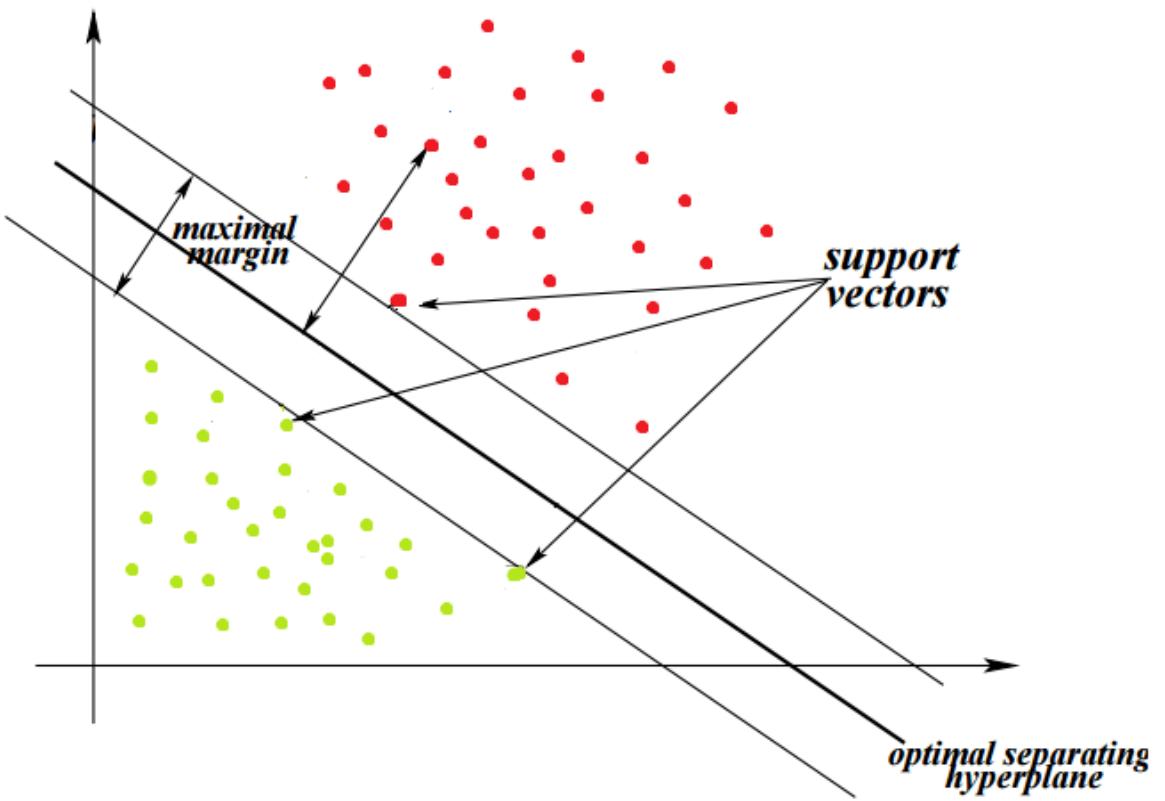
```
Confusion matrix for Logistic Regression
[[12  0  0]
 [ 0 14  1]
 [ 0  2 13]]
accuracy_Logistic Regression : 0.929
precision_Logistic Regression : 0.929
recall_Logistic Regression: 0.929
f1-score_Logistic Regression : 0.929
```

Latihan (18)

Bangun model gaussian Naive Bayes dan akurasi nya

3.5 Linear Support Vector Machine:

Support Vector Machine” (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin terawasi yang dapat digunakan untuk klasifikasi atau regresi. Namun, sebagian besar digunakan dalam masalah klasifikasi. Dalam algoritma SVM, kami memplot setiap item data sebagai titik dalam ruang n-dimensi (di mana n adalah jumlah fitur yang Anda miliki) dengan nilai setiap fitur menjadi nilai koordinat tertentu. Kemudian, kami melakukan klasifikasi dengan menemukan hyper-plane yang membedakan kedua kelas dengan sangat baik



Latihan (19)

Bangun model Linear Support Vector Machines dan akurasi nya

```
In [181]: linear_svc = LinearSVC(max_iter=4000)
linear_svc.fit(X_train, y_train)
Y_pred = linear_svc.predict(X_test)
accuracy_svc=round(accuracy_score(y_test,Y_pred)* 100, 2)
acc_linear_svc = round(linear_svc.score(X_train, y_train) * 100, 2)

cm = confusion_matrix(y_test, Y_pred)
accuracy = accuracy_score(y_test,Y_pred)
precision = precision_score(y_test, Y_pred,average='micro')
recall = recall_score(y_test, Y_pred,average='micro')
f1 = f1_score(y_test,Y_pred,average='micro')
print('Confusion matrix for Logistic Regression\n',cm)
print('accuracy_Logistic Regression : %.3f' % accuracy)
print('precision_Logistic Regression : %.3f' % precision)
print('recall_Logistic Regression: %.3f' % recall)
print('f1-score_Logistic Regression : %.3f' %f1)
```

```
Confusion matrix for Logistic Regression
[[12  0  0]
 [ 0 13  2]
 [ 0  2 13]]
accuracy_Logistic Regression : 0.905
precision_Logistic Regression : 0.905
recall_Logistic Regression: 0.905
f1-score_Logistic Regression : 0.905
```

```
In [186]: linear_svc = LinearSVC(max_iter=4000)
linear_svc.fit(X_train, y_train)
Y_pred = linear_svc.predict(X_test)
accuracy_svc=round(accuracy_score(y_test,Y_pred)* 100, 2)
acc_linear_svc = round(linear_svc.score(X_train, y_train) * 100, 2)
acc_linear_svc
```

```
Out[186]: 95.92
```

Latihan (20)

Model mana yang terbaik ?

```
In [188]: results = pd.DataFrame({
    'Model': [ 'KNN',
        'Logistic Regression',
        'Naive Bayes',
        ' Support Vector Machine'],
    'Score': [ acc_knn,
        acc_log,
        acc_gaussian,
        acc_linear_svc],
    "Accuracy_score": [accuracy_knn,
        accuracy_lr,
        accuracy_nb,
        accuracy_svc
    ]})
result_df = results.sort_values(by='Accuracy_score', ascending=False)
result_df = results.reset_index(drop=True)
result_df.head(9)
```

Out[188]:

	Model	Score	Accuracy_score
0	KNN	96.94	92.86
1	Logistic Regression	94.90	92.86
2	Naive Bayes	96.94	92.86
3	Support Vector Machine	95.92	90.48

Seperti yang kita lihat Model terbaik diberikan oleh Logistic Regression, KNN, dan Naive Bayes (Akurasi 92.86%).

Hasil Observasi:

Hal ini seperti yang diharapkan dapat terlihat pada heatmap di atas bahwa korelasi antara Sepal Width dan Sepal Length sangat rendah sedangkan korelasi antara Petal Width and Petal Length sangat tinggi. Dengan model terbaik diberikan oleh Logistic Regression, KNN, dan Naive Bayes (Akurasi 92.86%)

Thank you!!