

دانشکده علوم ریاضی گروه علوم کامپیوتر

گزارش تمرین سری دوم

درس داده کاوی

جناب آقای دکتر فراهانی وجناب آقای دکتر خرد پیشه

دستیار آموزشی جناب آقای علی شریفی

زینب خسروی۹۹۴۲۲۰۶۷

ما داده ای داریم که اگر بیماران مبتلا به بیماری قلبی هستند یا نه بر اساس ویژگی های موجود در آن طبقه بندی شوند

ما سعی خواهیم کرد از این داده ها برای ایجاد مدلی استفاده کنیم که بیمار را به این بیماری مبتلا می کند یا خیر

ابتدا با پکیج پانداس به بررسی دیتا ست می پردازیم

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn import preprocessing
from sklearn.metrics import confusion_matrix, accuracy_score, roc_auc_score, roc_curve
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.sivm import SVC
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
from sklearn.naive_bayes import KNeighborsClassifier
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
data=pd.read_csv('_content/drive/My_Drive/heart.csv')
```

شمارش ومیانگین و استاندار دومینیمم و ماکسیمم ویزگی ها را بدست آورده

0	data.d	escribe()													- <u></u>
₽		age	sex	ср	trestbps	chol	fbs	restecg	thalach	exang	oldpeak	slope	ca	thal	target
	count	303.000000	303.000000	303.000000	303.000000	303.000000	303.000000	303.000000	303.000000	303.000000	303.000000	303.000000	303.000000	303.000000	303.000000
	mean	54.366337	0.683168	0.966997	131.623762	246.264026	0.148515	0.528053	149.646865	0.326733	1.039604	1.399340	0.729373	2.313531	0.544554
	std	9.082101	0.466011	1.032052	17.538143	51.830751	0.356198	0.525860	22.905161	0.469794	1.161075	0.616226	1.022606	0.612277	0.498835
	min	29.000000	0.000000	0.000000	94.000000	126.000000	0.000000	0.000000	71.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
	25%	47.500000	0.000000	0.000000	120.000000	211.000000	0.000000	0.000000	133.500000	0.000000	0.000000	1.000000	0.000000	2.000000	0.000000
	50%	55.000000	1.000000	1.000000	130.000000	240.000000	0.000000	1.000000	153.000000	0.000000	0.800000	1.000000	0.000000	2.000000	1.000000
	75%	61.000000	1.000000	2.000000	140.000000	274.500000	0.000000	1.000000	166.000000	1.000000	1.600000	2.000000	1.000000	3.000000	1.000000
	max	77.000000	1.000000	3.000000	200.000000	564.000000	1.000000	2.000000	202.000000	1.000000	6.200000	2.000000	4.000000	3.000000	1.000000

داده صدا میکنیم

0	data														
□→		age	sex	cp	trestbps	chol	fbs	restecg	thalach	exang	oldpeak	slope	ca	thal	target
	0	63	1	3	145	233	1	0	150	0	2.3	0	0	1	1
	1	37	1	2	130	250	O	1	187	O	3.5	О	0	2	1
	2	41	0	1	130	204	O	0	172	0	1.4	2	0	2	1
	3	56	1	1	120	236	О	1	178	0	0.8	2	0	2	1
	4	57	0	0	120	354	0	1	163	1	0.6	2	0	2	1
	298	57	О	0	140	241	O	1	123	1	0.2	1	0	3	0
	299	45	1	3	110	264	O	1	132	О	1.2	1	0	3	0
	300	68	1	0	144	193	1	1	141	0	3.4	1	2	3	0
	301	57	1	0	130	131	0	1	115	1	1.2	1	1	3	О
	302	57	O	1	130	236	O	0	174	0	0.0	1	1	2	О
	303 rd	ows × 1	14 coli	umns											

اطلاعات داده استخراج كنيم

[9] data.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 303 entries, 0 to 302
Data columns (total 14 columns):
Column Non-Null Count Divise

#	Column	Non-Null Cou	nt Dtype
0	age	303 non-null	int64
1	sex	303 non-null	int64
2	ср	303 non-null	int64
3	trestbps	303 non-null	int64
4	chol	303 non-null	int64
5	fbs	303 non-null	int64
6	restecg	303 non-null	int64
7	thalach	303 non-null	int64
8	exang	303 non-null	int64
9	oldpeak	303 non-null	float64
10	slope	303 non-null	int64
11	ca	303 non-null	int64
12	thal	303 non-null	int64
13	target	303 non-null	int64

dtypes: float64(1), int64(13)

memory usage: 33.3 KB

کریلیشن همه ویژگی ها را در نمودار هیت مپ نشان داده است



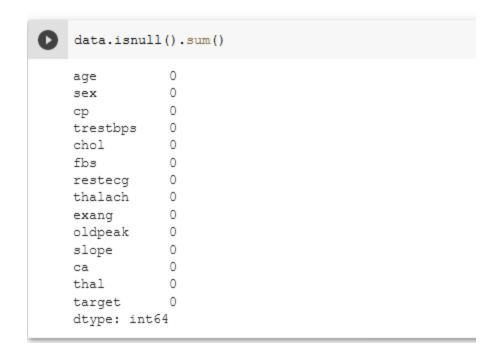
```
print(data['sex'].value_counts())
sns.swarmplot(data['target'],data['age'],hue=data['sex'])

1 207
0 96
Name: sex, dtype: int64
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/_decorators.py:43: FutureWarning: Pass the following variable foll
```

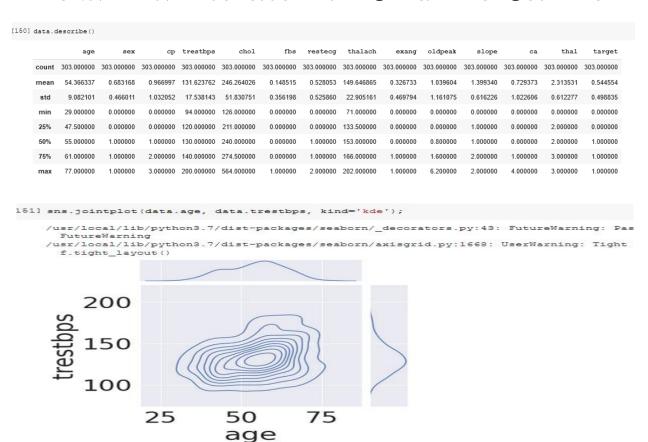
در اینجا سن و جنسیت چه تاثیری در بیماری قلبی دارند یا نه را نشان می دهد.

نوع داده ها را بررسی می کنیم

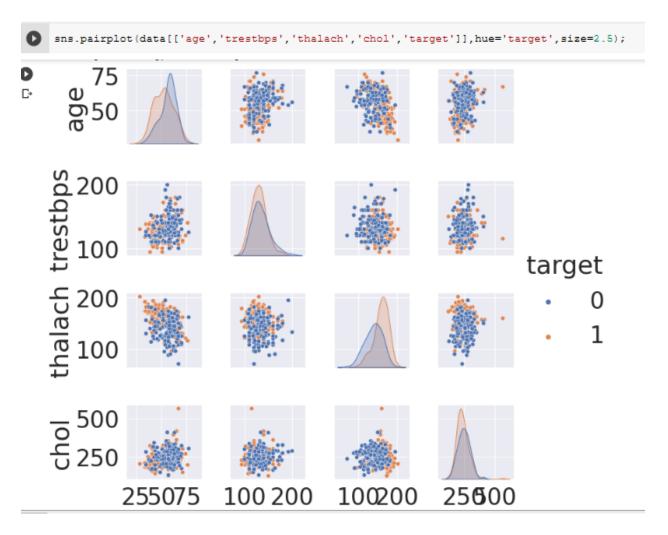
```
[10] data.dtypes
                    int64
     age
     sex
                    int64
                    int64
     ср
     trestbps
                    int64
     chol
                    int64
     fbs
                    int64
     restecg
                    int64
     thalach
                    int64
                    int64
     exang
     oldpeak
                  float64
                    int64
     slope
                    int64
     thal
                    int64
     target
                    int64
     dtype: object
```



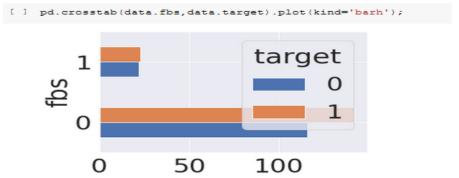
دیسکریب همه ویژگی ها را بدست آورده یعنی تعداد و میانگین و واریانس و مینیمم و ماکسیمم وچهارک ها



کواریانس یا کوریلیشن فشار خون و سن بدست آوردیم که میشه لایک لیهود شون که احتمال رخداد کلاس ها برابر هستند



توزیع داده های سن و فشار خون و چربی خون والکل برای بیماری قلبی مبتلا شوند یانه را نشان می دهد



قند خون و بیماری قلبی

بررسی می کنیم تعدادنمونه ها در هر کلاس متوازن هست؟

برای نرمالایز کردن نباید دامنه تغییرات زیاد باشد.چون کارمون خراب می کند .یه موقع هست دامنه تغییرات بین ۰-۱هست یه موقع هست دامنه تغییرات بین یک میلیون تا منفی یک میلیون هست که باید نرمال سازی یا استاندارد کنیم.که باید ستون ها رامنهای میانگین تقسیم بر استاندارد ش کنیم.که نوع ستون ها در این جا float64, int64

```
for cols in data.columns:

if data[cols].dtype=='int64' or data[cols].dtype == 'float64':

data[cols] = ((data[cols] - data[cols].mean()) /(data[cols].std()))

[13] data.shape

(303, 14)
```

در ابتدا داده ها این مقدار سطر دستون بودند.

بعد داده های پرت بررسی میکنیم وحذف میکنیم داده های پرت به سه طریق حذف میکنیم

فاصله چهار کی

روش های کلاس ترینگ

دادههایی که در شعاع سه برابر انحراف معیار حول مرکز میانگین وجود ندارند را داده های پرت در نظر بگیرید.

٠

```
[84] for cols in data.columns:
    if data[cols].dtype == 'int64' or data[cols].dtype == 'float64':
        upper_range = data[cols].mean() + 3 * data[cols].std()
        lower_range = data[cols].mean() - 3 * data[cols].std()

        indexs = data[(data[cols] > upper_range) | (data[cols] < lower_range)].in
        data=data.drop(indexs)</pre>

        data.shape
        (287, 14)
```

در این جا از روش آخری استفاده کردیم برایش شرط گذاشتیم و دراپ کردیم.و بعددیتا شیپ که زدیم از ۳۰۳ به ۲۸۷ رسید.

دیتاست را با نسبت ۸۰به ۲۰ به دو بخش داده های آموزشی وداده های تست تقسیم بندی کردم با پکیج Sklearn

```
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
labels= data['target']
features=data.drop('target',axis=1)
x_train,x_test,y_train,y_test=train_test_split(features,labels,test_size=0.2,random_state=42)
```

الیبل های داده ترین X_train لیبل های داده ترین Y_train لیبل های داده تست X_test فیچر های داده تست y_test لیبل های داده ها عنوان یا ویزگی داده ها

] data.head()														
	age	sex	cp	trestbps	chol	fbs	restecg	thalach	exang	oldpeak	slope	ca	thal	target
0	0.950624	0.679881	1.969864	0.762694	-0.255910	2.390484	-1.004171	0.015417	-0.69548	1.085542	-2.270822	-0.713249	-2.145324	0.913019
1	-1.912150	0.679881	1.000921	-0.092585	0.072080	-0.416945	0.897478	1.630774	-0.69548	2.119067	-2.270822	-0.713249	-0.512075	0.913019
2	-1.471723	-1.465992	0.031978	-0.092585	-0.815424	-0.416945	-1.004171	0.975900	-0.69548	0.310399	0.974740	-0.713249	-0.512075	0.913019
3	0.179877	0.679881	0.031978	-0.662770	-0.198030	-0.416945	0.897478	1.237849	-0.69548	-0.206364	0.974740	-0.713249	-0.512075	0.913019
4	0.289984	-1.465992	-0.936965	-0.662770	2.078611	-0.416945	0.897478	0.582975	1.43311	-0.378618	0.974740	-0.713249	-0.512075	0.913019

قانون بيز

بیشترین احتمال کلاسهای موجود که ارائه می شود توسط بردار ویژگی به صورت های مختلف رفتار می کند یک متغییر تصادفی با احتمال تعریف می شود که هر چه از مرکز دورتر از دو سمت باشد شانس کمتری دارد را توزیع گوسین یا نرمال می نامند .تابع چگالی احتمال بر توزیع حاکم هست با احتمال داده ها کار می کنیم میانگین و واریانس یا مورد انتظار با هم برابر هستند.زنگوله ای شکل هستند.احتمال تعلق یک سمپل به کلاس می سنجیم سمپل تصادفی انتخاب می کنیم برای همه کلاس ها و آن که احتمال بیشتری دارد را انتخاب می کنیم.

وقتی می خواهیم بدانیم از چه توزیعی پیروی می کند ولی پارامتر هایش را نمی دانیم با قانون بیز داده هایی که داریم لایکلیهود و احتمال پیشین حساب می کنیم ومقایسه می کنیم وتصمیم می گیریم که نیاز به توابع احتمال داریم.که لایکلیهود احتمال این ها را می سنجدکه می خواهیم با استفاده از داده هایی که داریم اگر داده جدید به ما داده شد چقدر احتمال دارد که از این توزیع آمده است

از روش های پارامتری و شبیه پارامتری ونا پارامتری استفاده میکنیم.

در روش پارامتری فرض میکنیم تابع توزیع نرمال هست دنبال پارامتر های میانگین و واریانس هستیم پارامتر ها را طوری تنظیم می کنیم که تابع لایکلیهود بتواند توزیع داده ها را به شکل خوبی نشان دهد

لایکلیهود پارامتر ها را طوری تنظیم می کنیم که احتمال رخداد سمپل های مربوط به کلاس بیشترین مقدار ممکن باشد.اگر فرض کنیم توزیع نرمال هست میانگین نمونه ها تخمینی از میانگین جامعه خواهد بود وواریانس نمونه ها هم تخمینی از واریانس جامعه خواهد بود.

درروش سمی پارامتری فرض میکنیم تابع توزیع احتمال کلاسی بدست می آوریم که تلفیقی از چند توزیع نرمال هست توزیع ها را باهم جمع می کنیم ممکنه وزن دار باشد که از روش تخمین استفاده می کنیم

در روش نا پارامتری نمی دانیم از چه توزیعی پیروی می کند پارامتر ها را هم نداریم می خواهیم لایکلیهود تخمین بزنیم بدون اینکه از توزیع شناخت داشته باشیمکه یکی از راه هاش کشیدن هیستگرام هست فراوانی داده ها را در ارتفاع میله نشان می دهیم راه دیگر نزدیکترین همسایه هست که نزدیکترین داده مورد نظر به کدام کلاس نزدیکتر هست لایکلیهود بدست می آوریم ضعف این روش این هست که اگر خیلی نزدیک یا خیلی دور باشد تخمین خوبی برای لایکلیهود نیست که در این روش های نا پارامتری تابع سراسری دا گلوبال نداریم ونگاه مون یک نگاه محلی هست روش دیگری هم هست به نام پارزن ویندوز که اطراف داده ها پنجره ای در نظر میگیرد شعاع محدود می کندبعد فیکس می کند داده هایی که در آن افتاده تخمینی برای لایکلیهود هست

حالا برای همه روش های ناپارامتری و سمی پارامتری و پارامتری لایکلیهود تخمین زدیم می خواهیم در موردش تصمیم گیری کنیم سراغ قانون بیز می رویم مقایسه می کنیم که برای کدام کلاس هست

نیو بیز وقتی استفاده می شود که یک اصل مشترک یا ویژگی خاص برای کلاس هست در یک محیط یادگیری تحت نظارت کارامد هست برای تخمین پارامتر هاش از روی حد اکثر احتمال استفاده میکند مزیت این هست که فقط به تعداد کمی از داده های آموزش برای طبقه بندی نیاز دارداز نظر محاسباتی کارامد اجرا آسان قدرتمند سریع ودقیق هست.

مولتی نومیال نیو بیز هم یک روش نظارت شده هست با یک یا چند برچسب کلاس از یک کلاس ثابت یا از پیش تعریف شده ظبقه بندی می کند از تک تک داده ها ی موجود در ویژگی ها استفاده می کند وقتی که ابعاد ویژگی ها بالا هست مشکلات از نظر عملکرد طبقه بندی وسرعت پایین محاسبات هست

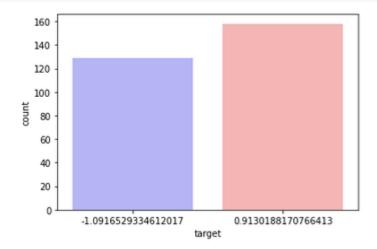
برنولی دارای پیچیدگی زمانی مشابه مدل چند جمله ای است مدل برنولی به عنوان کسری از داده های کلاس تخمین می زند از اطلاعات باینری استفاده می کند تعدادی هم نا دیده گرفته می شود برای همین همطبقه بندی در داده های طولانی اشتباهات زیادی دارند

چهار ویژگی را در نظر گرفتیم از دیتاست استفاده می کنیم از پایه پیاده سازی می کنیم

```
data["trestbps"].describe()
C. count
           287.000000
   mean
            -0.034175
   std
             0.968852
   min
            -2.145254
            -0.662770
   25%
   50%
             -0.092585
   75%
              0.477601
             2.758344
   max
   Name: trestbps, dtype: float64
```

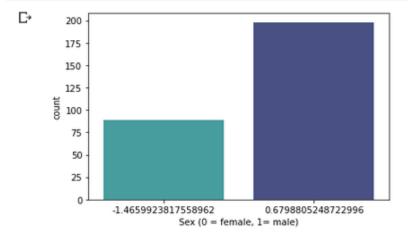
```
[ ] data["chol"].describe()
    count 287.000000
             -0.034001
    mean
              0.885974
    std
              -2.320322
    min
    25%
              -0.680369
              -0.101562
    50%
    75%
              0.535126
              2.850354
    max
    Name: chol, dtype: float64
[ ] data["target"].describe()
    count
            287.000000
              0.011964
    mean
              0.998948
    std
    min
              -1.091653
    25%
              -1.091653
    50%
              0.913019
    75%
              0.913019
    max
               0.913019
    Name: target, dtype: float64
  [ ] data.target.value counts()
       0.913019 158
      -1.091653
                  129
      Name: target, dtype: int64
```

```
] sns.countplot(x="target", data=data, palette="bwr") plt.show()
```



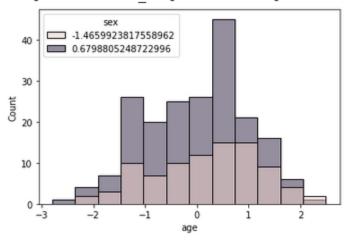
تعدادمبتلا شدن به بیماری قلبی براساس جنسیت بررسی می کنیم که چه تعداد زن هاو چه تعدادمردها مبتلا شدند

```
sns.countplot(x='sex', data=data, palette="mako_r")
plt.xlabel("Sex (0 = female, 1= male)")
plt.show()
```



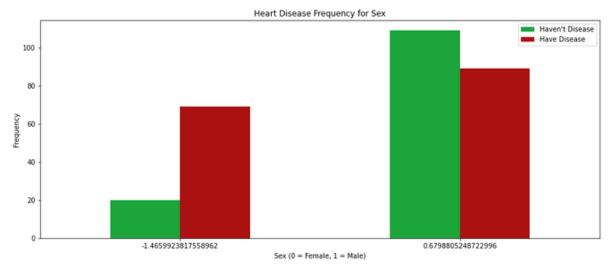
```
] sns.histplot(data=data, x="age", hue="sex")
```

<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7faa583f9f50>

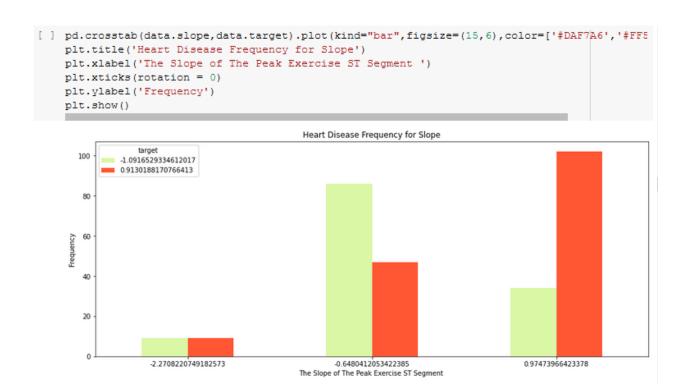


توزیع سن براساس جنسی (۰ = زن ، ۱ = مرد

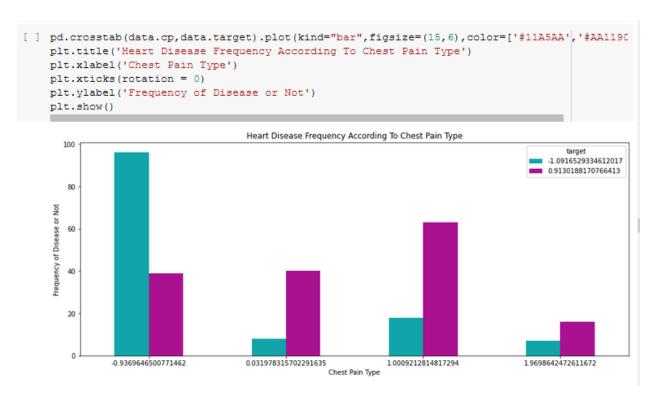
```
[ ] pd.crosstab(data.sex,data.target).plot(kind="bar",figsize=(15,6),color=['#1CA53B','#AA111
    plt.title('Heart Disease Frequency for Sex')
    plt.xlabel('Sex (0 = Female, 1 = Male)')
    plt.xticks(rotation=0)
    plt.legend(["Haven't Disease", "Have Disease"])
    plt.ylabel('Frequency')
    plt.show()
```



زن ها بیشتر مبتلا به بیماری قلبی می شوند یا مردان از روی نمودار مشخص هست. بر اساس جنسیت



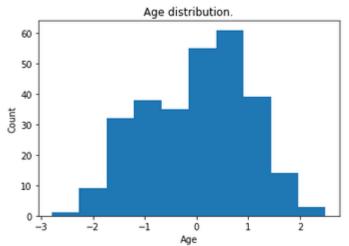
کسانی ورزش می کنندشیب نشان میدهد که بیماری قلبی دارند یا نه



بیماری قلبی براساس نوع درد

```
[ ] plt.hist(data['age'])
  plt.xlabel('Age')
  plt.ylabel('Count')
  plt.title('Age distribution.')
```

Text(0.5, 1.0, 'Age distribution.')



مقدار از دست رفته نداریم

```
[ ] a = pd.get_dummies(data['cp'], prefix = "cp")
    b = pd.get_dummies(data['thal'], prefix = "thal")
    c = pd.get_dummies(data['slope'], prefix = "slope")
[ ] frames = [data, a, b, c]
    data = pd.concat(frames, axis = 1)
    data.head()
                              cp trestbps
           age
                    sex
                                                chol
                                                          fbs restecg thalach exang oldpeak
                                                                                                    slope
                                                                                                                        thal target
    0 0.950624 0.679881 1.969864 0.762694 -0.255910 2.390484 -1.004171 0.015417 -0.69548 1.085542 -2.270822 -0.713249 -2.145324 0.913019
    1 -1 912150 0 679881 1 000921 -0 092585 0 072080 -0 416945 0 897478 1 630774 -0 69548 2 119067 -2 270822 -0 713249 -0 512075 0 913019
    2 -1.471723 -1.465992 0.031978 -0.092585 -0.815424 -0.416945 -1.004171 0.975900 -0.69548 0.310399 0.974740 -0.713249 -0.512075 0.913019
    3 0.179877 0.679881 0.031978 -0.662770 -0.198030 -0.416945 0.897478 1.237849 -0.69548 -0.206364 0.974740 -0.713249 -0.512075 0.913019
    4 0.289984 -1.465992 -0.936965 -0.662770 2.078611 -0.416945 0.897478 0.582975 1.43311 -0.378618 0.974740 -0.713249 -0.512075 0.913019
```

از آنجا که 'slope' و 'thal'، 'cp' متغیر های طبقه ای هستند ، ما آنها را به متغیر های ساختگی تبدیل خواهیم کرد

```
age sex trestbps chol fbs restecg thalach examg oldpeak ca target cp_-0.9369646500771462 cp_0.031978315702291635 cp_1.00092

0 0.950624 0.679881 0.762694 0.255910 2.390484 -1.004171 0.015417 -0.69548 1.085542 -0.713249 0.913019 0 0

1 -1.912150 0.679881 -0.092585 0.072080 0.416945 0.897478 1.630774 0.69548 2.119067 0.713249 0.913019 0 0

2 -1.471723 -1.465992 0.092585 0.815424 -0.416945 -1.004171 0.975900 0.69548 0.310399 0.713249 0.913019 0 1

3 0.179877 0.679881 -0.662770 0.198030 0.416945 0.897478 1.237849 0.69548 -0.206364 0.713249 0.913019 0 1

4 0.289984 -1.465992 -0.662770 2.078611 -0.416945 0.897478 0.582975 1.43311 -0.378618 -0.713249 0.913019 1 0
```

Number of mislabeled points out of a total 75 points : 4

از قاعده گوسین بیز استفاده می کنیم فرض میکنیم داده ها توزیع نرمال دارند با توزیع نرمال کار می کنید.

این ویزگی همان کلاس ها مون هستند که بیماری قلبی دارند یا ندارند

برای ساختن مدل از رگرسیون لاجستیک استفاده میکنیم.چون مقادیر مون بین صفر ویک نیست

ما مي توانيم از كتابخانه Sklearnاستفاده كنيم يا انكه خودمان توابع بنويسيم اول توابع مي نويسيم

```
[ ] y = data.target.values
    x_data = data.drop(['target'], axis = 1)

[ ] x = (x_data - np.min(x_data)) / (np.max(x_data) - np.min(x_data)).values

[ ] x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x,y,test_size = 0.2,random_state=0)

[ ] x_train = x_train.T
    y_train = y_train.T
    x_test = x_test.T
    y_test = y_test.T
```

```
[ ] def initialize(dimension):
    weight = np.full((dimension,1),0.01)
    bias = 0.0
    return weight, bias
```

```
def sigmoid(z):
    y_head = 1/(1+ np.exp(-z))
    return y_head
```

```
[ ] def update(weight, bias, x_train, y_train, learningRate, iteration) :
        costList = []
        index = []
        #for each iteration, update weight and bias values
        for i in range(iteration):
            cost,gradients = forwardBackward(weight,bias,x_train,y_train)
            weight = weight - learningRate * gradients["Derivative Weight"]
            bias = bias - learningRate * gradients["Derivative Bias"]
            costList.append(cost)
            index.append(i)
        parameters = {"weight": weight, "bias": bias}
        print("iteration:",iteration)
        print("cost:",cost)
        plt.plot(index,costList)
        plt.xlabel("Number of Iteration")
        plt.ylabel("Cost")
        plt.show()
        return parameters, gradients
```

```
[ ] def predict(weight,bias,x_test):
    z = np.dot(weight.T,x_test) + bias
    y_head = sigmoid(z)

    y_prediction = np.zeros((1,x_test.shape[1]))

    for i in range(y_head.shape[1]):
        if y_head[0,i] <= 0.5:
            y_prediction[0,i] = 0
        else:
            y_prediction[0,i] = 1
    return y_prediction

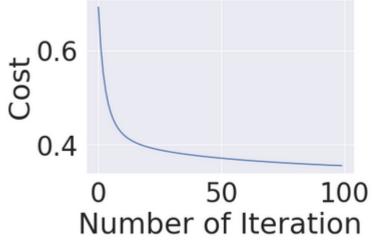
[ ] def logistic_regression(x_train,y_train,x_test,y_test,learningRate,iteration):
        dimension = x_train.shape[0]
        weight,bias = initialize(dimension)

        parameters, gradients = update(weight,bias,x_train,y_train,learningRate,iteration)
        y_prediction = predict(parameters["weight"],parameters["bias"],x_test)

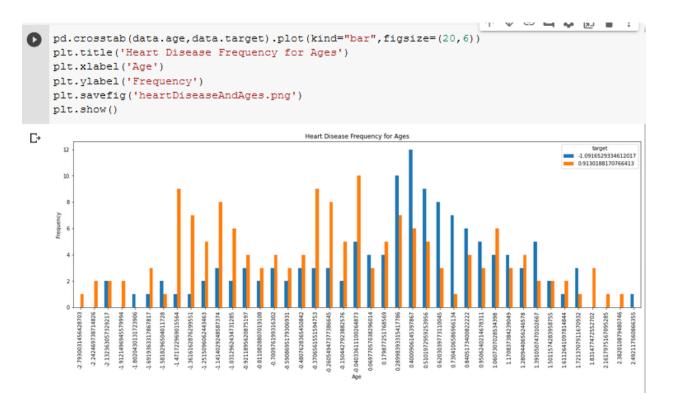
        print("Manuel Test Accuracy: {:.2f}%".format((100 - np.mean(np.abs(y_prediction - y_test))*100)))</pre>
```

logistic_regression(x_train,y_train,x_test,y_test,1,100)

iteration: 100 cost: 0.3556455127179851



Manuel Test Accuracy: 87.93%



میتوانیم از ناپارامتری استفاده کنیم که باهیستوگرام وروش پارزن ویندوز اطراف داده ها پنجره در نظر بگیریم یا محدوده ای در نظر بگیریم شعاع محدوده فیکس کنیم وبرای تخمین لایکلیهود استفاده کنیم.

ولى خود سوال به ما گفته شده گوسين بيز استفاده شود

در روش پارامتری ایده اصلی این هست که مجموعه ای از پارانتر ها ثابت هستند که یک مدل احتمالاتی تعیین می کنند از توزیع نرمال به صورت تقریب استفاده میکنیم این روش وابسته به جمعیت هست که دو پارامتر توزیع نرمال میانگین و واریانس هست

در روش نا پارامتری مجموعه ای از پارامتر ها ثابت نشده اند وتوزیعی نیست که استفاده کنیم برای همی به این روش توزیع آزاد هم می گویند

برای پیدا کردن فاصله اطمینان که در مورد یک میانگین وجود دارد روش پارامتری محاسبه می کند حاشیه خطا با یک فرمول و تخمینی از میانگینمون با میانگین نمونه

روش های پارامتری موثر ترو کارامد تر از روش های غیر پارامتری هستند

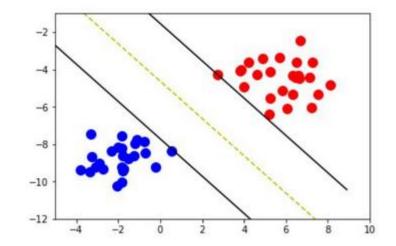
```
[53] x = data[['age','sex','ca','trestbps','chol','fbs','restecg','thalach','exang','oldpeak']]
    y = data['target']

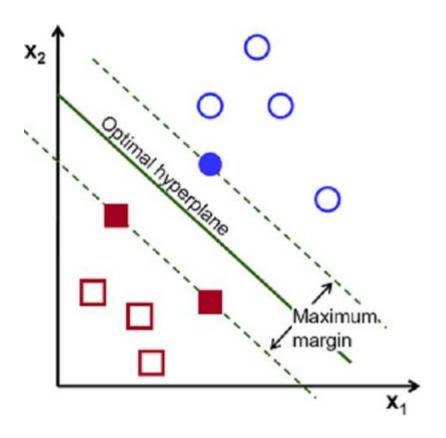
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split( x, y, test_size=0.2, random_state=42)
```

```
[55] from sklearn.svm import SVC
model svc = 'Support Vector Classifier'
    svc = SVC(kernel='rbf', C=2)
    svc.fit(X_train, y_train)
   svc predicted = svc.predict(X test)
    svc_conf_matrix = confusion_matrix(y_test, svc_predicted)
    svc_acc_score = accuracy_score(y_test, svc_predicted)
    print("confussion matrix")
    print(svc_conf_matrix)
    print("-----")
    print("Accuracy of Support Vector Classifier: ", svc_acc_score*100, '\n')
    confussion matrix
    [[19 4]
     [ 6 29]]
    Accuracy of Support Vector Classifier: 82.75862068965517
[ ] from sklearn.svm import SVC
svm = SVC(random_state = 1)
    svm.fit(x_train.T, y_train.T)
    acc = svm.score(x test.T, y test.T) *100
    accuracies['SVM'] = acc
    print("Test Accuracy of SVM Algorithm: {:2f}%".format(acc))
```

یکی دیگر از روش هایی که برای دسته بندی استفاده می شود هدفمون این هست که یک خط یا هایپر پلین پیدا کنیم که داده هامون جدا کندیعنی ویژگی هامون توسط خط یا صفحه جدا شوند گاهی اوقات جدا می شوند گاهی نه و باید برایشون راهی پیدا کنیم. شرایط نرم می کنیم فضا را بزرگ می کنیم تاتوانایی هاش بالا برود یا به جای ضرب داخلی کرنر های متفاوت می گذاریم وجدا می کنیم.خط باید بیشترین مارجین داشته باشد برای اینکه با اطمینان بگوییم که برای کلاس یک هست یا کلاس دو

Support Vector Machine Algorithm





ادامه قانون هم بيز :

Likelihood
$$P(c \mid x) = \frac{P(x \mid c)P(c)}{P(x)}$$
Posterior Probability
Predictor Prior Probability

$$P(c \mid X) = P(x_1 \mid c) \times P(x_2 \mid c) \times \cdots \times P(x_n \mid c) \times P(c)$$

دراین جا عملا لایکلیهود باید حساب کنیم در همه کلاس ها یکسان هست برای همینevidence

در نظر نمی گیریم پس می شود احتمال کلاس درلایکلیهود حساب کنیم تاposterior

بدست آوریم وچون احتمال کلاس ها را هم برابر در نظر بگیریم می توانیم احتمال کلاس ها را هم صرف نظر

كنيم كه فقط بايد لايكليهود بدست آوريم

در حالت تک متغییره از این فرمول استفاده می کنیم

$$P(x_i \mid y) = rac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_y^2}} \mathrm{exp}\left(-rac{(x_i - \mu_y)^2}{2\sigma_y^2}
ight)$$

یعنی هر کدام از ویژگی های ما با یک بردار یکدونه ای بدست می آید که در این حالت میانگین و واریانس در فرمول قرار می دهیم. که منظور میانگین داده های کلاس هست و واریانس مربوط به داده های کلاس که در این مسأله دو کلاس و ۱و داریم یک بار برای کلاس یک و یک بار هم برای کلاس صفر میانگین و واریانس حساب میکنیم داده در این جا قرار می دهیم داده انگار با یک ویژگی کار می کنیم مثلا قند خون یا فشار خون که بین

٠تا٢٠٠ هست نمونه مون يا يک ويژگی نمايندگی ميشه عدد قند خون يا فشار خون اينجا قرار می دهيم.

و احتمال آن نمونه را بدست می آوریم واحتمال این که مربوط به کلاس صفر باشه چقدر هست و احتمال این که مربوط به کلاس یک باشه چقدر هست. یعنی با این احتمال بیماری قلبی دارد یا ندارد.

حالا در این جا از یک متغییره خارج می شود به چند متغییره باید برویم که این جا باید از مفهوم کواریانس باید استفاده کنیم و در فرمول جایگذاری کنیم که اینجا چندتا میانگین و واریانس باید بدست آوریم برای هر کلاس

که در اینجا بردار چند تایی داریم

```
model_nb = 'Naive Bayes'
   nb = GaussianNB()
   nb.fit(X train, y train)
   nbpred = nb.predict(X test)
   nb_conf_matrix = confusion_matrix(y_test, nbpred)
   nb_acc_score = accuracy_score(y_test, nbpred)
   print("confussion matrix")
   print(nb_conf_matrix)
   print("-
   print("Accuracy of Naive Bayes model:",nb_acc_score*100,'\n')
   print("-----
   model_nb = 'Naive Bayes'
   nb = GaussianNB()
   nb.fit(X_train,y_train)
   nbpred = nb.predict(X test)
   nb_conf_matrix = confusion_matrix(y_test, nbpred)
   nb_acc_score = accuracy_score(y_test, nbpred)
   print("confussion matrix")
   print(nb_conf_matrix)
   print("Accuracy of Naive Bayes model: ", nb_acc_score*100, '\n')
C. confussion matrix
   [[19 4]
   Accuracy of Naive Bayes model: 82.75862068965517
   confussion matrix
    [ 6 29]]
```

در روش نزدیکترین همسایه به ازای هر کلاس الگو ها را میانگین می گرفتیم داده مرکزی بدست می آوردیم

فاصله داده با مرکز می سنجیم وبعد می گفتیم ان که نزدیکتر هست به آن تعلق دارداگر داده ای مورد سوال باشدفاصله اش را با همه کلاس ها می سنجیم که متعلق به کدام هست اگر داده نویز داشته باشد تصمیم گیری با خطا همراه هست این روش به داده های نویزی حساس هست اگر مرز تصمیم نباشد بر اساس شباهت و فاصله کلاس بندی می شوند

تعداد همسایه ها بستگی به داده دارد به طور کلی هر چه همسایه بیشتر باشد با خطا کمتری طبقه بندی می شوند

برای دسته بندی های دو کلاسه بهتر است که تعداد همسایه یک عدد فرد باشد

نتيجه:

استرس سابقه خانوادگی و سن تاثیر زیاد دارد در بیماری قلبی

چربی خون و قند چربی شکمی و الکل پی ولیوزیاد می خواهند تاثیر شون کم هست