



Course: Statistical Pattern Recognition Homework 1

Najmeh Mohammadbagheri 99131009

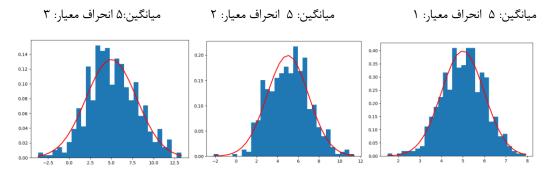




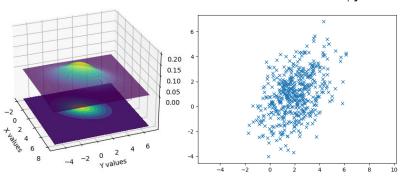
گزارش تمرین عملی با پایتون

سوال ۵

قسمت اول :



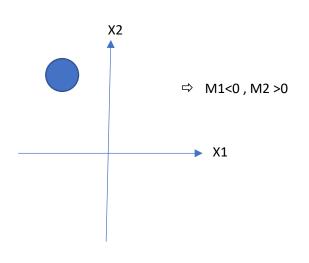
قسمت دوم:

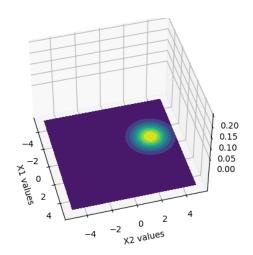


قسمت سوم:

C1.

$$\mathsf{mu} = \begin{bmatrix} -1, 3 \end{bmatrix} \qquad \mathsf{Sigma} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$





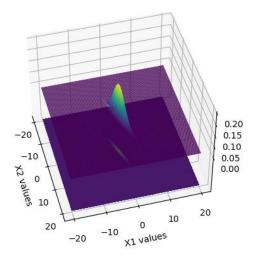




در این حالت وابستگی دادهها در دو بعد صفر است پس درایههای غیرقطری صفر هستند و چون دایره است شکل کانتور پس باید انحراف معیار دادهها در هر دو بعد یکسان باشد.

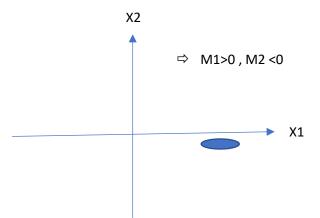
C2.

$$mu = [0,0] \qquad \text{Sigma} = \begin{bmatrix} 10 & 3 \\ 3 & 1 \end{bmatrix}$$



در این حالت وابستگی دادهها زیاد است پس درایههای غیرقطری غیر صفر هستند و برای مشخص بودن خط انحراف معیار در یک بعد به میزان قابل توجهی بیشتر از بعد دیگر درنظر گرفته شده است.

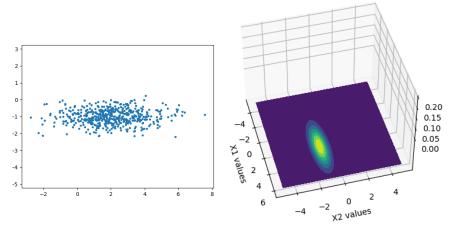
C3.



$$mu = \begin{bmatrix} 2,-1 \end{bmatrix} \qquad \text{Sigma} = \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 0.2 \end{bmatrix}$$







در این حالت چون راستای بیضی افقی است پس وابستگی بین دادهها صفر است بنابراین باید درایههای غیر قطر اصلی صفر باشد و انحراف معیارها متفاوت و در راستای X2 کمتر باشد تا بیضی در راستای افقی باشد.

قسمت چهارم: در فایل تمرین تشریحی نوشته شده است.

قسمت پنجم:

قسمت ششم:

خروجی مربوط به میانگین نمونه در تصویر زیر قابل مشاهده است:

1.9821301739209802 1.0820524427504001

همانطور که مشاهده میکنیم مولفه ی اول به عدد ۲ نزدیک است و مولفه ی دوم به ۱. یعنی همان میانگین اولیه که به عنوان ورودی به تابع داده بودیم.

خروجی مربوط به ماتریس کواریانس نمونه در تصویر امده است:

[[1.9552507458560846, 0.9629470419239281], [0.9629470419239281, 3.07189959999337]]

 $\begin{bmatrix} 1.9552507458560846 & 0.9629470419239281 \\ 0.9629470419239281 & 3.07189959999337 \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 3 \end{bmatrix}$





قسمت هفتم:

```
sigma =
[[2, 1], [1, 3]]
D =
[[(1.381966011250105+0j), 0], [0, (3.618033988749895+0j)]]
P =
[array([-0.85065081, -0.52573111]), array([ 0.52573111, -0.85065081])]
PDP_inv =
[[2.+0.j 1.+0.j]
[1.+0.j 3.+0.j]]
```

خروجی این قسمت در قسمت بعد استفاده میشود.

قسمت هشتم:

در قسمت قبل D, P را يافتيم:

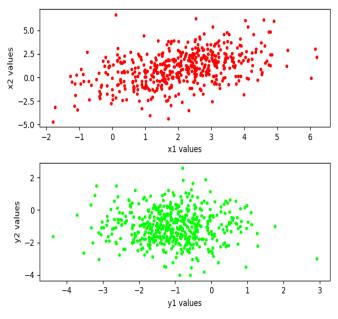
 $Cov = PDP^{-1}$

خواستهی سوال با یک تبدیل whitening قابل دستیابی است. بدین منظور از ماتریس تبدیل Ww استفاده شد.

Y = WwX

 $Ww = D^{-1/2}P^{T}$

در تصویر زیر نمودار قرمز بیانگر دادههای اصلی است و نمودار سبز دادههای جدید هستند که کواریانس آنها صفر است. یعنی داده ها بهم وابسته نیسنتد.







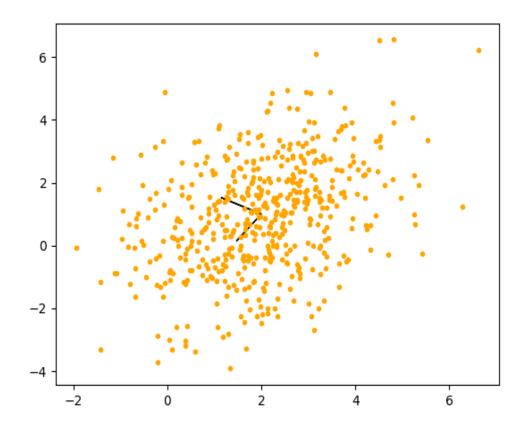
مهنین کواریانس دادههای جدید به صورت $\begin{bmatrix} 1.0116021399399757 & 0.06257870973509098 \\ 0.06257870973509098 & 1.0117868039357383 \end{bmatrix}$ است که تقریبا برابر

بردارهای ویژه متناظر با ماتریس کواریانس مربوط به توزیع قسمت دوم به صورت زیر هستند:

 $lambda_1: 1.40047447 => eigenVector: \begin{bmatrix} -0.85065081\\ -0.52573111 \end{bmatrix}$

 $lambda_2$: 3.62667587 => eigenVecotr: $\begin{bmatrix} 0.52573111 \\ -0.85065081 \end{bmatrix}$

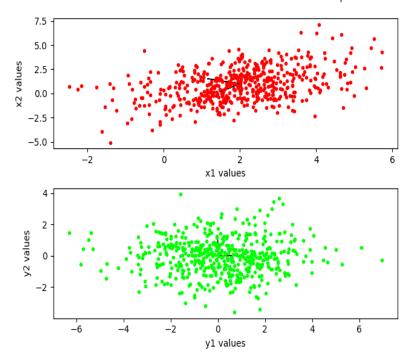
برای این قسمت از تابع ()egi موجود در کتابخانهی scipy.linalg استفاده شده است. در شکل زیر بردارهای ویژه رسم شده اند. همانطور که مشاهده میکنیم بردار ویژهی بزرگتر در راستای پراکندگی بیشتر دادههاست.







قسمت دهم:



همانطور که میبینیم با این انتقال همبستگی دادهها از بین میرود. در واقع با توجه به این قمست و قسمت h میتوان نتیجه گرفت هر زمان با بردارهای ویژهی ماتریس کواریانس، داده ها را انتقال دهیم، دادههای جدید همبستگی ندارند. ماتریس کواریانس داده های جدید به صورت زیر است:

$$Cov(Y) = \begin{bmatrix} 3.7 & 0.03 \\ 0.03 & 1.4 \end{bmatrix}$$

قسمت يازدهم:

قسمت اول سوال که ماتریس کواریانس دادههای ترسیم شده در قسمت h را میخواهد در قسمت هشت نشان داده شده است. در این قسمت هم همان را میبینیم.

 $\begin{bmatrix} 1.0116021399399757 & 0.06257870973509098 \\ 0.06257870973509098 & 1.0117868039357383 \end{bmatrix}$

مقادير ويژه: 1.06545371 = lambda1 = 0.91287467+0 lambda2 = 1.06545371

eigvector1 =
$$\begin{bmatrix} -0.91546215 \\ 0.40240409 \end{bmatrix}$$
 , eigvector2 = $\begin{bmatrix} -0.40240409 \\ -0.91546215 \end{bmatrix}$: بردار های ویژه