۱- در یک مسئله طبقهبندی دو کلاسی با یک ویژگی، با فرض توزیع گوسی برای این ویژگی در دو کلاس با متوسطهای صفر و یک و واریانسهای 0.5 و 0.25، با روش مینیمم کردن ریسک، مرز تصمیم گیری را در هریک از حالات زیر بدست اَورید:

$$\begin{split} P(\omega_1) &= P(\omega_2), \quad \lambda = \begin{pmatrix} 0 & 0.5 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{y} \\ P(\omega_1) &= P(\omega_2), \quad \lambda = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ P(\omega_1) &= 2P(\omega_2), \quad \lambda = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \ (\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \begin{pmatrix} 0$$

۲- یک مسئله طبقهبندی دو کلاسی دو بعدی با احتمال وقوع یکسان دو کلاس با بردارهای ویژگی با توزیع گوسی با متوسطهای

را داریم. در هریک از حالتهای زیر معادله مرز تصمیم گیری بیز را بدست اَورید و رسم کنید.
$$\underline{\mu}_1 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \underline{\mu}_2 = \begin{pmatrix} 4 \\ 4 \end{pmatrix}$$

$$a)\Sigma_{1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \Sigma_{2} = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \quad b)\Sigma_{1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}, \Sigma_{2} = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad c)\Sigma_{1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}, \Sigma_{2} = \begin{pmatrix} 0.5 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad d)\Sigma_{1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}, \Sigma_{2} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

۳-یک مسئله طبقهبندی سه کلاس هماحتمال دو بعدی با بردارهای ویژگی با توزیع گوسی با متوسطها و کواریانس زیر را داریم:

$$\underline{\mu}_1 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \underline{\mu}_2 = \begin{pmatrix} 4 \\ 0 \end{pmatrix}, \underline{\mu}_3 = \begin{pmatrix} 0 \\ 4 \end{pmatrix}, \Sigma = \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & b \\ b & \frac{2}{3} \end{pmatrix}$$

الف) فرض کنید $b = \frac{1}{3}$. معادله مرزهای تصمیم گیری بیز را بدست آورید و در صفحه مختصات به طور دقیق رسم کرده و برچسب هر ناحیه را تعیین کنید.

ب) فرض کنید b=0. بدون هیچگونه محاسبهای و با استدلال معادله مرزهای تصمیم گیری بیز را نوشته و در صفحه مختصات بهطور دقیق رسم کرده و برچسب هر ناحیه را تعیین کنید.

۴- یک مسئله طبقهبندی سه کلاسی دو بعدی، بردارهای ویژگی با توزیع گوسی با متوسطها و کواریانس زیر را داریم:

$$\underline{\mu}_1 = \begin{pmatrix} 0.5 \\ 0 \end{pmatrix}, \underline{\mu}_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \underline{\mu}_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \Sigma_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \Sigma_2 = \begin{pmatrix} 2 & 0.5 \\ 0.5 & 2 \end{pmatrix}, \Sigma_3 = \begin{pmatrix} 5 & 4 \\ 4 & 5 \end{pmatrix}$$

برچسب بزنید.

ب) اگر $P_1=0, P_2=0.6, P_3=0.4$ مرز تصمیم گیری بین کلاس ۲ و ۳ را بدست آورید و رسم کنید.

تعریف $P_e=1-rg\max_{\omega_i}P(\omega_i\,|\,\underline{x})$ تعریف که در یک مسئله طبقه بندی با M کلاس، احتمال خطای طبقه بند بیز (که به صورت M کلاس، احتمال خطای می شود) در رابطه زیر صدق می کند.

$$P_e \le \frac{M-1}{M}$$

۶- یکی از کاربردهای طبقهبند Naïve Bayes برای طبقهبندی متن است. در این مسئله از شما خواسته شده تا عبارات زیر را در دو کلاس «سیاسی» و «غیرسیاسی» طبقه بندی کنید.

- یک مسابقه بسیار نزدیک
- یک انتخابات بسیار نزدیک

مجموعه آموزش نيز به اين صورت است.

אצועה	عبارت	
غیرسیاسی	بسکتبال یک بازی فوقالعاده برای بازی کردن است	
سیاسی	مناظره بسیار روشن	
غیرسیاسی	یک مسابقه نزدیک اما فراموش شدنی	
سیاسی	انتخابات یک مسابقه است	

با استفاده از این مجموعه آموزشی، هدف طبقه بند Naïve Bayes محاسبه:

(«یک مسابقه بسیار نزدیک» سیاسی) P و («یک مسابقه بسیار نزدیک» غیرسیاسی) P و طبقهبندی این عبارت در یکی از دو کلاس سیاسی P یا غیرسیاسی است.

یکی از روشهای انجام این طبقه بندی، ایجاد ویژگیهایی بر اساس کلمات است، در واقع با فرض مستقل بودن رویداد هر کلمه، میتوان نوشت:

$$P\left($$
نزدیک) $P\left($ بسیار نزدیک) $P\left($ مسابقه بسیار نزدیک) $P\left($ مسابقه بسیار نزدیک

الف) با استفاده از توضیحات بالا، احتمالهای شرطی زیر را مشابه قضیه بیز (با فرض استقلال کلمات) بنویسید (بدون محاسبه عددی).

- $P(\omega)$ سیاسی» سیار نزدیک» -
- P(پک انتخابات بسیار نزدیک»|غیرسیاسی -

ب) اگر بخواهیم با استفاده از آموزشی که از مجموعه داده بالا میتوانیم بدهیم یک طبقهبند بسازیم، یکی از راههای ساده استفاده از فرکانس وقوع کلمات به ازای هر کلاس است. به این صورت میتوانیم تعریف کنیم:

$$tf(w,c)=c$$
 عداد بار مشاهده کلمه w در کلاس

یک روش پیچیده تر نیز استفاده از متد زیر است، به نام Frequency – Inverse Document frequency یک روش پیچیده تر نیز استفاده از متد زیر است، به نام

$$tfidf(w,c) = tf(w,c) \ln\left(\frac{N}{n(w)}\right)$$

که در آن N تعداد کل نمونههای آموزش است و n(w) تعداد باری که نمونههای آموزش شامل کلمه w است. با این ویژگی می توانیم احتمال وجود کلمه w در صورت وقوع کلاس v را به صورت زیر محاسبه کنیم:

$$P(w|c) = \frac{tfidf(w,c)}{N(c)}$$

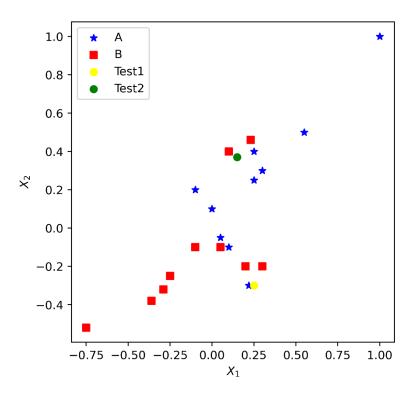
که مخرج کسر نشان دهنده تعداد کلمات در مجموعه داده آموزشی به ازای این کلاس است. برای مثال در این مسئله داریم: $N(\omega) = 1$ و $N(\omega) = 1$

با استفاده از معیار دوم عبارتهای زیر را طبقه بندی کنید.

- یک مسابقه بسیار نزدیک
- یک انتخابات بسیار نزدیک

(در واقع احتمالات مشابه («یک مسابقه بسیار نزدیک» اسیاسی) P را مقایسه کنید.)

V- در یک طبقهبندی دو کلاسی با دو ویژگی، دادههای آموزشی دو کلاس با حروف A, B و دو داده تست با شکل دایره و رنگهای زرد و سبز مشخص شدهاند. میخواهیم این دادههای تست را با طبقه بند k و معیار فاصله اقلیدسی، طبقه بندی کنیم. برای k کلاس دادههای تست را بدست آورده و آنهارا مقایسه کنید. آیا افزایش k موجب تغییر یا بهبود در نتیجه می شود؟



N الف) در مسئله ۲۹ از فصل دوم کتاب تخمین متو سط و واریانس را به روش ML بد ست آورید. فرض کنید N مشاهده مستقل از این متغیر تصادفی را داریم.

ب) مسئله ۲۸ از فصل دوم کتاب را حل کنید. فرض کنید N مشاهده مستقل از این متغیر تصادفی را داریم که با پارامتر یکسان تولید شدهاند.

 $p(x| heta)=\, heta^2xe^{- heta x}u(x)$ متغیر x دارای توزیع ارلانگ است، چنانچه: -۹

که تابع u(x) تابع پله واحد است. نشان دهید تخمین M برای متغیر heta با u(x) مشاهده از رابطه زیر بدست خواهد آمد.

$$\widehat{\theta_{ML}} = \frac{N}{\sum_{k=1}^{N} x_k}$$

۱۰– فرض کنید X یک متغیر تصادفی گسسته با تابع احتمال زیر است و ۱۰ مشاهده مستقل از این توزیع گرفته شده است -1۰(وو وو وو وو وو وی -10) یارامتر -10 چقدر است؟ -10)

X	0	1	2	3
P(X)	$(1-\theta)$	$(1-\theta)$	2θ	$(3-\theta)$
	6	3	3	6