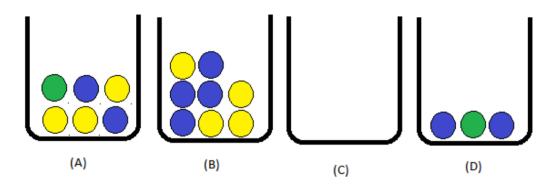
به نام خدا

تمرین اول درس یادگیری عمیق دکتر محمدی مجتبی نافذ 96431335

- 1. P(Box = B | Ball = Green)
- 2. P(Box = A | Ball = Green)
- 3. P(Box = B | Ball = Yellow)
- 4. $P(Box = D \mid Ball = Blue)$



1- P(Box = B | Ball = Green) = (P(Ball=Green | Box=B)* P(Box=B)) / P(Ball=Green) = 0 Equal to zero

```
2- P(Box = A | Ball = Green) = ( P(Ball=Green | Box=A)*P(Box=A) ) / P(Box=Green) = \frac{1}{6} *0.3 / 0.083333333 = 0.600000004

P(Box=Green) = P(Ball=Green | Box=A)*P(A) + 0 + 0 + P(Ball=Green | Box=D)*P(D) = \frac{1}{6} * 0.3 + 0 + 0 + 0 + 0.1 * \frac{1}{6} = 0.0833333333
```

3- P(Box = B | Ball = Yellow) = (P(Ball=Yellow | Box=B)*P(Box=B)) / P(Box=Yellow) = 4/8 * 0.4 / 0.35 = 0.571428571P(Box=Yellow) = P(Ball=Yellow | Box=A)*P(A) + P(Ball=Yellow | Box=B)*P(B) +0 +0 = 3/6 * 0.3 + 0.4 * 4/8 = 0.35

```
4- 3- P(Box = D | Ball =Blue) = ( P(Ball=Blue | Box=D)*P(Box=D) ) / P(Box=Blue) 

\frac{2}{3} * 0.1 / 0.366666 = 0.181818512 

P(Box=Blue) = P(Ball=Blue | Box=A)*P(A) + P(Ball=Blue | Box=B)*P(B) + 0 + P(Ball=Blue | Box=D)*P(D) 

= \frac{2}{6} * 0.3 + 0.4 * 4/8 + 0 + 2/3 *0.1= 0.36666
```

الف) در این سوال از شما میخواهیم که الگوریتم دستهبندی Naïve Bayes را تنها با استفاده توابع پایه (مانند میانگین و واریانس) پیادهسازی کنید و الگوریتم خود را بر روی مجموعه داده banknote که در اختیار شما قرار می گیرد ارزیابی کنید. این مجموعه داده دارای ۴ ویژگی از دادههای مربوط به ۲ کلاس است. دقت شود که خودتان باید پیادهسازی را به طور کامل انجام دهید (در کد پیوست نحوه دانلود مجموعه داده و تقسیم دادهها به دو بخش آموزش و ارزیابی نوشته شده است).

ب) نتیجه استفاده از کدهای آماده مربوط به دو الگوریتم <u>Logistic Regression</u> و <u>Gaussian Naïve Bayes</u> برای حل این مسئله را گزارش کنید و با نتایج قسمت قبل مقایسه کنید.

http://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/00267/data_banknote_authentication.txt

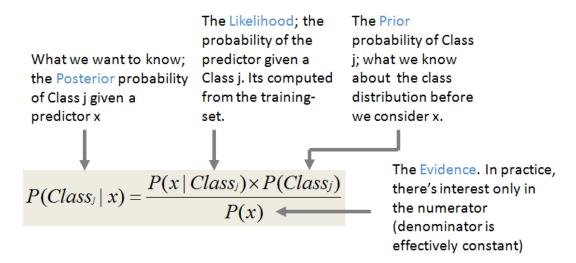
```
class NaiveBayes:
    def calculate req(self, x train, y):
        samples number, features number = x train.shape
        self.Lables = np.unique(y)
        self. mean = np.zeros((len(self.Lables), features number))
        self. var = np.zeros((len(self.Lables), features number))
        self. priors = np.zeros(len(self.Lables))
        for idx, lable in enumerate(self.Lables):
            x label = x train[y==lable]
            self._mean[idx, :] = x_label.mean(axis=0)
            self. var[idx, :] = x label.var(axis=0)
            self. priors[idx] = x label.shape[0] / float(samples number)
    def predict(self, x test):
        y pred=[]
        for x in x test:
            posteriors = []
            for idx, c in enumerate(self.Lables):
                prior = np.log(self. priors[idx])
                mean = self. mean[idx]
                var = self. var[idx]
                num = np.exp(-(x-mean)**2 / (2 * var))
                denom = np.sqrt(2 * np.pi * var)
                posterior = np.sum(np.log( num / denom ))
                posteriors.append(prior + posterior)
            y pred.append(self.Lables[np.argmax(posteriors)])
        return np.array(y pred)
NaiveBayes = NaiveBayes()
NaiveBayes.calculate req(x train, y train)
y pred = NaiveBayes.predict(x test)
```

روش دسته بندی Naive Bayes یک روش مبتنی بر احتمال برای دسته بندی است.

که به صورت مفهومی سعی دارد بر پایه ی شباهت داده ی تست به داده های آموزشی هر کلاس در نهایت کلاسی را که بیشترین شباهت را دارد انتخاب کند.

ابندا درون تابع calcualte_req برای feature های هر کلاس ما واریانس و میانگین داده ها را محاسبه میکنم و برای هر کلاس احتمال رخداد کلاس را محاسبه می کنیم.

سپس درون تابع predict برای تک تک تست ها کلاسی را که احتمال رخداد آن بیشینه است را محاسبه می کنیم. برای محاسبه احتمال کلاس به شرط فیچر ها :



Applying the independence assumption

$$P(x \mid Class_j) = P(x_1 \mid Class_j) \times P(x_2 \mid Class_j) \times ... \times P(x_k \mid Class_j)$$

Substituting the independence assumption, we derive the Posterior probability of Class j given a new instance x' as...

$$P(Class_j | x') = P(x'_1 | Class_j) \times P(x'_2 | Class_j) \times ... \times P(x'_k | Class_j) \times P(Class_j)$$

$$P(x_i|y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_y^2}} exp\left(-\frac{(x_i - \mu_y)^2}{2\sigma_y^2}\right)$$

دقت کنید که ما در محاسبه P(x | Class) ضرب با استفاده از لگاریتم به جمع تبدیل کردیم تا در محاسبه با اعداد کوچک مواجه شویم و خطای محاسباتی کمتر شود و دقت کار بالاتر باشد.

قسمت ب:

برای مقایسه همین شکل ها و دقت ها کافی به نظر می رسد.

	precision	recall	f1-score	support
0.0 1.0	0.88 0.78	0.81 0.87	0.84 0.82	745 600
accuracy macro avg weighted avg	0.83 0.84	0.84 0.83	0.83 0.83 0.83	1345 1345 1345

My Naive Bayes

	precision	recall	f1-score	support
0.0 1.0	0.88 0.78	0.81 0.87	0.84 0.82	745 600
accuracy macro avg	0.83	0.84	0.83 0.83	1345 1345
weighted avg	0.84	0.83	0.83	1345

Gaussian Naive Bayes

	precision	recall	f1-score	support
0.0 1.0	1.00 0.94	0.94 1.00	0.97 0.97	745 600
accuracy macro avg weighted avg	0.97 0.97	0.97 0.97	0.97 0.97 0.97	1345 1345 1345

Logistic Regression

همانطور که دیدیم Naive Bayes ای که پیاده کردم هیچ تفاوتی با Gaussian Naive Bayes نداشت. ولی logical regression دقت به مراتب بهتری به ما داد.

کد ها و این تست ها همگی درون فایل HW1.ipynb قابل مشاهده است.