محمدعلى فراهت 97521423

سوال 1)

- Al winter : به طور کلی به زمانهایی که در آن، دنیا از هوش مصنوعی ناامید و سرمایه گذاری ها بر روی آن کاهش زیادی داشته، Al winter می گویند. تابحال دو بار در تاریخ این اتفاق افتاده و برخی معتقدند که در حال حاضر هم در سومین Al winter هستیم. عملا وقتی از هوش مصنوعی انتظارات زیادی دارند و تصور می کنند که در آینده کوتاه مدت این انتظارات برآورده می شود و در واقعیت این اتفاق نمی افتد، از آن ناامید میشوند. برای مثال در سال 1960 که هوش مصنوعی تازه شناخته شده بود و در حال پیشرفت بود ، همه فکر میکردند که تا آیندهای نزدیک هوش مصنوعی ای نزدیک هوش بشر تولید میشود. اما چند سال بعد که این اتفاق نیوفتاد، امید ها بر باد رفت و وارد اولین الله میشود. اما چند سال بعد که این اتفاق نیوفتاد، امید ها بر باد رفت و وارد اولین الله سیم. اتفاقی مشابه در سال 1980 برای expert systems افتاد و این دومین Al winter تاریخ بود.
- Backpropagation : یک اگوریتم برای یادگیری شبکههای عصبی چند لایه است که طی تحقیقات همزمان و موازی محققان توسعه یافت. این الگوریتم از loss function در لایه آخر استفاده میکند و لایه به لایه و به ترتیب وزن های شبکه را آپدیت میکند تا برای نمونه های بعدی loss function کمتر شود و یادگیری کامل تر شود. نام دیگر این الگوریتم reverse-mode differentiation است.
- **Objective function**: نام دیگر و آشناتر این فانکشن Ioss function است و درواقع میزان خطای شبکه عصبی را نشان میدهد. کار آن مقایسه خروجی شبکه و جواب درست است که از قبل میدانیم. تمام تلاش ما این است که آن را کاهش دهیم و به سمت صفر ببریم.

- Kernel methods: گروهی از الگوریتم های طبقه بندی است که با نام SVM درهای الله vector machine (SVM) شناخته میشود. SVM ها مرزهای جداسازی کلاس ها را پیدا میکنند. SVM ها در دیتا های بزرگ خوب عمل نمیکنند چون پیدا کردن ویژگی های آن ها به صورت دستی غیر ممکن است و در این روش kernel function ها را باید به صورت دستی پیدا کنیم.
- 4D tensors vs. 4-dimensional vector : فرق آن ها این است که بردار (vector) چهاربعدی فقط 4 عدد ورودی دارد دارد که روی یک محور هستند ، مانند tensor ، اما array([1,2,3,4]) چهاربعدی دارای 4 محور است و هرکدام هم میتوانند چند بعدی باشند. پس قابل مقایسه با vector نیست.
- Element-wise product vs. Tensor product و روی هر product به صورت جداگانه و روی هر entry جدا جدا انجام میشوند. این product فی میتوانند به صورت موازی و یا vectorized انجام شوند. ولی product به صورت ماتریسی با هم انجام میشوند و به آن دات هم میگویند. هر کدام از این عملیات ها در numpy و keras و ... با علامت خاصی مثل * یا dot استفاده میشوند.

P(sfam) = 6/10		(2
P(not spam) = 4/10		
1	P(n;) Stam not spam	
	n, 16	
	n 2 5/6 1/4	
	n3 4/6 14	
P 5.	P(n2=1)=6/10 , P(n3=	11.5.
1(21)=2/10	(mx = 1) = 710 9 16 m3 =	1)= 710
X1.2[110] =>	P(spam n, n2, 73) = P(s	slam)P(n1, n2, n3 sla
	= P(SPam) P(m, 1SPam) P(m2)	slam) (1-P(mz sfam))
	= 1/0 x 1/6 x 5/6 x 9/6 =	36
	Propan (n, one ong) = P(51	10/00 00 1500
	101211 1111 1121 31 =1 (31	am 11 (11 1 1 5 2 3 1 3 1 3 1 4 1 1
	The same of the sa	at the second of the second
	= P(sPam)P(n) starn) P(n2 15	ilam) (1-P(n3/slam))
	The same of the sa	ilam) (1-P(n3/slam))
	= P(sPan)P(n+ sPan)P(n2 s	= 3/40
	= P(sPam)P(n) starn) P(n2 15	= 3/40
	= P(sPan)P(n+ sPan)P(n2 s	= 3/40
nots Pam) <= 0	= P(sPam)P(n+ sPam)P(n2 s = 4/ x 1x 1/4 x 3/4 - 1/2 not sPam denol	1-P(n3 stam)) = 3/40
notslam <= 0	= P(sPam)P(n+ starn) P(n2 s = 4/ x 1x 1/9 x 3/4 -1/0 x 1x 1/9 x 3/4 -1/0 not spam deadl	12m)(1-P(n3 sPam)) - 3/40 m)P(n, n2, n3 sPam)
notslam <= 0	= P(sPam)P(n+ sPam)P(n2 s = 4/ x 1x 1/4 x 3/4 - 1/2 not sPam denol	12m)(1-P(n3 sPam)) - 3/40 m)P(n, n2, n3 sPam)
$\sqrt{\text{notsRam}} <= 0$ $X_2 = [1,1;1] => P$	= P(sPam)P(n+ starn) P(n2 s = 4/ x 1x 1/4 x 3/4 - 1/0 x 1x 1/4 x 3/4 - 1/0 not spam denot (spam m, 9 n2 , n3) = P(spa P(spam)P(n+ spam) P(n2 s	12m)(1-P(n3 stam)) = 3/40 m)P(n, n2, n3 stam) (lam)P(n3 stam)
$\sqrt{\text{notsPam}} <= 0$ $X_2 = [1,1;1] \Rightarrow P$	= P(sPam)P(n+ sPam)P(n2 s = 4/ x 1x 1/4 x 3/4 = 1/0 x 1x 1/4 x 3/4 = 1/0 x 1/4 x 3/4 (sPam m + 9 n2 9 n3) = P(sPam)P(n2 s E(sPam)P(n+ sPam)P(n2 s 6/0 x 1/6 x 5/6 x 4/6 = 1	12m) (1-P(n3 sPam)) = 3/40 m) P(n, n2, n3 sPam) (am) P(n3 sPam)
$\sqrt{\text{notsPam}} <= 0$ $X_2 = [1,1;1] \Rightarrow P$	= P(sPam)P(n+ starn) P(n2 s = 4/ x 1x 1/4 x 3/4 - 1/0 x 1x 1/4 x 3/4 - 1/0 not spam denot (spam m, 9 n2 , n3) = P(spa P(spam)P(n+ spam) P(n2 s	12m) (1-P(n3 sPam)) = 3/40 m) P(n, n2, n3 sPam) (am) P(n3 sPam)
$\sqrt{\text{notsPam}} <= 0$ $X_2 = [1,1;1] => P$ $= P(s)$	= P(sPam)P(n+ sPam)P(n2 s = 4/ x 1x 1/4 x 3/4 = 1/0 x 1x 1/4 x 3/4 - 1/0 x 1/4 x 3/4 (sPam m + 9 n2 9 n3) = P(SPam) P(SPam)P(n+ SPam) P(n2 s b/0 x 1/6 x 5/6 x 4/6 = 1 Pam (n+0 n2 9 n3) = P(SPam)	12m) (1-P(n3 sPam)) - 3/40 m) P(n, n2, n3 sPam) (am) P(n3 sPam) (18) P(n, n2, n3 sPam)
$\sqrt{\text{notsPam}} < 0$ $X_2 = [1,1;1] = > P$ $= P(SP)$	= P(sPam)P(n+ sPam) P(n2 s = 4/0 x 1x 1/4 x 3/4 = 1/0 x 1x 1/4 x 3/4 = 1/0 x 1/4 x 3/4 65 Pam m, 9 n2 , n3 = P(SPam) P(SPam)P(n+ SPam) P(n2 sPam) Pam n, e n2 , n3 = P(SPam) Pam n, e n2 , n3 = P(SPam) Pam n, e n2 , n3 = P(SPam)	12m) (1-P(n3 sPam)) = 3/40 m) P(n, n2, n3 sPam) (lam) P(n3 sPam) (lam) P(n3 sPam) P(n3 sPam)
$\sqrt{\text{notsPam}} < 0$ $X_2 = [1,1;1] = > P$ $= P(SP)$	= P(sPam)P(n+ sPam)P(n2 s = 4/ x 1x 1/4 x 3/4 = 1/0 x 1x 1/4 x 3/4 - 1/0 x 1/4 x 3/4 (sPam m + 9 n2 9 n3) = P(SPam) P(SPam)P(n+ SPam) P(n2 s b/0 x 1/6 x 5/6 x 4/6 = 1 Pam (n+0 n2 9 n3) = P(SPam)	12m) (1-P(n3 sPam)) = 3/40 m) P(n, n2, n3 sPam) (am) P(n3 sPam) (p) P(n, n2, n3 sPam) P(n, n2, n3 sPam)

سوال 3)

در این بخش مراحل خواسته شده را با عکس از محیط colab نشان خواهم داد.

دانلود

حالا مولفههای dtype و ndim و shape را برای x_train پرینت میکنیم :

```
[2] 1 print(x_train.dtype)
2 print(x_train.ndim)
3 print(x_train.shape)

uint8
4
(50000, 32, 32, 3)
```

جنس ورودی ما از نوع عدد و unit8 است (8 int است) و همچنین ورودی 4 بعد (محور) دارد. خط آخر شکل ورودی را نشان میدهد که در اینجا یعنی 50 هزار تا عکس ورودی داریم که هر کدام 32 * آخر شکل دارد و هر پیکسل دارای 3 مقدار برای rgb میباشد.

حالا مولفههای dtype و ndim و shape را برای y_train پرینت میکنیم :

```
[3] 1 print(y_train.dtype)
2 print(y_train.ndim)
3 print(y_train.shape)

uint8
2
(50000, 1)
```

جنس ورودی مانند قبل، int است و دو محور دارد. خط آخر به این معنی است که 50 هزار تا ورودی داریم و هرکدام یک برچسب هستند (که جواب داده های x_train هستند)

حالا مولفههای dtype و ndim و shape را برای x_test پرینت میکنیم :

```
[4] 1 print(x_test.dtype)
2 print(x_test.ndim)
3 print(x_test.shape)

uint8
4
(10000, 32, 32, 3)
```

این داده ها دقیقا مانند x_train هستند ولی با این تفاوت که تعداد عکس ها 10 هزار تا است، که برای تست کردن مدل استفاده خواهند شد.

حالا مولفههای dtype و ndim و shape را برای x_train پرینت میکنیم :

```
[5] 1 print(y_test.dtype)
2 print(y_test.ndim)
3 print(y_test.shape)

uint8
2
(10000, 1)
```

این داده ها هم درست مانند y_train هستند و درواقع خروجی های مورد انتظار ما از داده های ورودی x_test هستند که تعداد آن ها هم x_test هزار تا برچسب هست.

سوال 4)

برای حل این سوال ابتدا دیتا را از لینک صورت سوال دانلود کردم، سپس آنهارا پارس کرده و دیتای آموزش و دیتای تست را یکی در نظر گرفتم (طبق گفته دستیاران آموزشی) حالا برای هر گل (در کل 3 مدل گل در این دیتاست وجود داشت) مقدار میانگین و واریانس را حساب کردم. سپس در تابع predict با استفاده از فرمول های زیر احتمال پیشین و احتمال شرطی هر کدام را محاسبه کردم و سپس از این تابع روی تست ها استفاده کردم و جواب های درست را شمردم و بر تعداد کل تست ها (150 تا) تقسیم کردم تا دقت این الگوریتم را نشان دهم. دقت در پایان ، 96 درصد بود.

برای سهولت در تصحیح تمرین ، عکس کد زده شده را در صفحه بعد میگذارم:

```
1 data = {}
O
     2 test_data = []
     4 data['Iris-virginica'] = []
     5 data['Iris-setosa'] = []
     6 data['Iris-versicolor'] = []
     8 f = open("iris.data")
     9 for e in f:
           toks = e.split(',')
           if len(toks) == 5:
               flower = toks[4].strip()
               a = [float(i) for i in toks[:4]]
               attributes = np.array(a)
               data[flower].append(attributes)
               test_data.append((flower, attributes))
    18 variance = {}
    19 \text{ mean} = \{\}
    21 variance['Iris-virginica'] = np.var(np.array(data['Iris-virginica']), axis=0)
    22 variance['Iris-setosa'] = np.var(np.array(data['Iris-setosa']), axis=0)
    23 variance['Iris-versicolor'] = np.var(np.array(data['Iris-versicolor']), axis=0)
    25 mean['Iris-virginica'] = np.mean(np.array(data['Iris-virginica']), axis=0)
    26 mean['Iris-setosa'] = np.mean(np.array(data['Iris-setosa']), axis=0)
    27 mean['Iris-versicolor'] = np.mean(np.array(data['Iris-versicolor']), axis=0)
    29
    30 \text{ pos} = \{\}
    32 pos['Iris-virginica'] = len(data['Iris-virginica']) / 150
    33 pos['Iris-setosa'] = len(data['Iris-setosa']) / 150
    34 pos['Iris-versicolor'] = len(data['Iris-versicolor']) / 150
    37 def predict(flowerr, xi):
           cp = (1/np.sqrt(2* np.pi* variance[flowerr]))* np.exp(-1*((xi - mean[flowerr])**2)/(2*variance[flowerr]))
           return (np.prod(cp) * pos[flowerr])
    41 flowers = ['Iris-virginica', 'Iris-setosa', 'Iris-versicolor']
    42 i = 0
    44 for test in test_data:
           maxx = -99999999
           for f in flowers:
               ps = predict(f, test[1])
               if ps > maxx:
                   maxx = ps
                   winner = f
           if winner == test[0]:
               i += 1
    53 print('acc = ', i/150)
```