## هوش مصنوعی بهار ۱۴۰۳

# نمونه سوالات آمادگی پایانترم دکتر فدایی و یعقوبزاده

## سوالات كوتاه ياسخ

- 1. یک طبقهبند بیز ساده را با ۳ متغیر ورودی بولی، X1، X2 و X3، و یک خروجی بولی، Y، در نظر بگیرید.
- چند پارامتر باید برای آموزش چنین طبقهبندی بیز سادهای تخمین زده شوند؟ (نیازی نیست آنها را لیست کنید، فقط تعداد کل را بدهید)

#### پاسخها:

برای یک طبقهبند بیز ساده، باید ،(P(X1=1|Y=0)، P(X3=1|Y=0)، P(X1=1|Y=1)، برای یک طبقهبند بیز ساده، باید ،(P(X1=1|Y=0)، P(X3=1|Y=1) و (P(X3=1|Y=1) برا تخمین بزنیم. سایر احتمالات را میتوان با استفاده از محدودیت جمع شدن احتمالات به ۱ بدست آورد. بنابراین نیاز به تخمین ۷ یارامتر داریم.

2. چند پارامتر باید تخمین زده شوند تا طبقهبند فوق بدون فرض استقلال شرطی بیز ساده یاد گرفته شود؟ پاسخها:

بدون فرض استقلال شرطی، همچنان نیاز به تخمین P(Y=1) داریم. برای Y=1، باید تمام حالتهای (X1، X2) را بدانیم، یعنی 3^2 حالت ممکن برای (X1، X2، X3). با توجه به محدودیت جمع شدن احتمالات به ۱، باید (X3 - 1 = 7 پارامتر برای Y=1 تخمین بزنیم. بنابراین تعداد کل پارامترها 1 + 2(2^2 - 1) = 15 میباشد.

3. (صحیح یا غلط؟) خطای یک فرضیه که بر روی مجموعه آموزشی اندازهگیری شده است، یک تخمین بدبینانه از خطای واقعی فرضیه ارائه میدهد.

#### ياسخها:

غلط. خطای آموزشی به صورت خوشبینانه بایاس شده است زیرا معمولاً کمتر از خطای واقعی است.

4. (صحیح یا غلط؟) اگر m نقطه داده داده شود و نیمی از آنها برای آموزش و نیمی برای آزمون استفاده شود، تفاوت بین خطای آموزشی و خطای آزمون با افزایش m کاهش مییابد.

## پاسخها:

صحیح. با افزایش تعداد دادهها، خطای آموزشی افزایش و خطای آزمون کاهش مییابد و هر دو به خطای واقعی همگرا میشوند. 5. (صحیح یا غلط؟) بیش برازش بیشتر زمانی رخ میدهد که مجموعه دادههای آموزشی کوچک باشد.پاسخها:

صحیح. با مجموعه دادههای آموزشی کوچک، راحتتر میتوان یک فرضیه پیدا کرد که دادههای آموزشی را به طور کامل براز کند، یعنی بیش برازش کند.

6. (صحیح یا غلط؟) بیش برازش بیشتر زمانی رخ میدهد که فضای فرضیه کوچک باشد.

### پاسخها:

غلط. از توازن بایاس-واریانس میتوان این را دید. وقتی فضای فرضیه کوچک است، بایاس بیشتر و واریانس کمتر است. بنابراین با یک فضای فرضیه کوچک، کمتر احتمال دارد که یک فرضیه پیدا شود که دادهها را به خوبی براز کند، یعنی بیش برازش کند.

## درخت تصميم

یک دانشجو که ددلاین تمرین درس های یادگیری ماشین و معماری کامپیوترش در یک شب قرار گرفته و فردای آن نیز امتحان درس دیگری را دارد، می خواهد با توجه به سه پارامتر تعداد روزهای معین شده برای تحویل تکلیف، درجه سختی تکلیف و کسری از کلاس که تا یک روز قبل از ددلاین تمرین را تحویل دادهاند، پیش بینی کند که کدام تمرین تمدید می شود. او می خواهد این پیش بینی را به کمک درخت تصمیم و با استفاده از دادههایی که از پنج تمرین قبلی این دو درس دارد، انجام دهد. اگر هر کدام از این سه پارامتر را به ترتیب با  $x_1$  درجی آن  $x_2$  نشان دهیم، دادههایی که از ۵ تمرین قبل داریم و همچنین اطلاعات تمرین ششم (که باید خروجی آن را پیش بینی کنیم) در جدول زیر دیده می شوند:

Machine Learning					Computer Architecture				
HW	$x_1$	$x_2$	$x_3$	y	HW	$x_1$	$x_2$	$x_3$	y
1	6	1	0.4	1	1	7	1	0.3	1
2	8	1	0.6	1	2	6	0	0.7	0
3	7	0	0.6	0	3	8	1	0.1	0
4	5	0	0.5	1	4	5	0	0.4	0
5	8	1	0.5	0	5	7	0	0.1	1
6	7	0	0.55	?	6	8	1	0.4	?

با استفاده از شاخص Gain Information درخت تصمیم را برای هر کدام از درس ها بدست آورید و تخمین بزنید که تمرین ششم هر درس تمدید می شود یا خیر و از آن نتیجه بگیرید که دانشجو باید کدام تمرین را زودتر شروع کند. برای سادهتر شدن محاسبات، بعد از استفاده از هر متغیر در یک گره، آن را کنار گذاشته و در گرههای بعدی از آن استفاده نکنید. (هر جا حالت  $IG(x_i) = IG(x_j)$  پیش آمد که در آن i < j متغیر  $IG(x_i) = IG(x_j)$  متغیر انتخاب کنید.)

حل. برای درس معماری کامپیوتر:

$$H(y) = -\sum_i P(y=y_i) \log(P(y=y_i)) = -\frac{3}{5} \log \frac{3}{5} - \frac{2}{5} \log \frac{2}{5} \approx 0.292$$
 Threshold  $x_1 \leq 5$ :  $H(y|x_1) = -\frac{1}{5} (1 \log 1 + 0 \log 0) - \frac{4}{5} (\frac{1}{2} \log \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \log \frac{1}{2}) \approx 0.24$  Threshold  $x_1 \leq 6$ :  $H(y|x_1) = -\frac{2}{5} (1 \log 1 + 0 \log 0) - \frac{3}{5} (\frac{1}{3} \log \frac{1}{3} + \frac{2}{3} \log \frac{2}{3}) \approx 0.166$  Threshold  $x_1 \leq 7$ :  $H(y|x_1) = -\frac{4}{5} (\frac{1}{2} \log \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \log \frac{1}{2}) - \frac{1}{5} (1 \log 1 + 0 \log 0) \approx 0.24$  Threshold  $x_1 \leq 8$ :  $H(y|x_1) = H(y) \approx 0.292$  Best threshold for  $x_1$  is  $6 \implies IG(x_1) \approx 0.126$ 

$$H(y|x_2) = -\frac{2}{5}(\frac{1}{2}\log\frac{1}{2} + \frac{1}{2}\log\frac{1}{2}) - \frac{3}{5}(\frac{2}{3}\log\frac{2}{3} + \frac{1}{3}\log\frac{1}{3}) \approx 0.286$$

$$IG(x_2) \approx 0.006$$

Threshold 
$$x_3 \leq 0.1: H(y|x_3) = -\frac{2}{5}(\frac{1}{2}\log\frac{1}{2} + \frac{1}{2}\log\frac{1}{2}) - \frac{3}{5}(\frac{2}{3}\log\frac{2}{3} + \frac{1}{3}\log\frac{1}{3}) \approx 0.286$$
 Threshold  $x_3 \leq 0.3: H(y|x_3) = -\frac{3}{5}(\frac{1}{3}\log\frac{1}{3} + \frac{2}{3}\log\frac{2}{3}) - \frac{2}{5}(1\log 1 + 0\log 0) \approx 0.166$  Threshold  $x_3 \leq 0.4: H(y|x_3) = -\frac{4}{5}(\frac{1}{2}\log\frac{1}{2} + \frac{1}{2}\log\frac{1}{2}) - \frac{1}{5}(1\log 1 + 0\log 0) \approx 0.24$  Best threshold for  $x_3$  is  $0.3 \implies IG(x_3) \approx 0.126$ 

از آنجایی که  $IG(x_1) = IG(x_1)$  شد، یکی را به صورت تصادفی انتخاب میکنیم (مثلا  $x_1$ ) و به عنوان ریشه درخت تصمیم قرار میدهیم. حال بقیهی درخت را میسازیم:

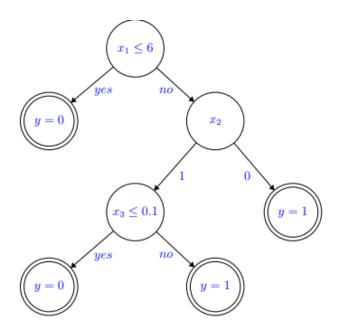
$$H(y) = -\sum_{i} P(y = y_i) \log(P(y = y_i)) = -\frac{2}{3} \log \frac{2}{3} - \frac{1}{3} \log \frac{1}{3} \approx 0.276$$

$$H(y|x_2) = -\frac{2}{3} (\frac{1}{2} \log \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \log \frac{1}{2}) - \frac{1}{3} (1 \log 1 + 0 \log 0) \approx 0.2$$

$$IG(x_2) \approx 0.76$$

Threshold 
$$x_3 \le 0.1$$
:  $H(y|x_3) = -\frac{2}{3}(\frac{1}{2}\log\frac{1}{2} + \frac{1}{2}\log\frac{1}{2}) - \frac{1}{3}(1\log 1 + 0\log 0) \approx 0.2$   $IG(x_3) \approx 0.76$ 

از آنجایی که  $IG(x_{\tau}) = IG(x_{\tau})$  شد، یکی را به صورت تصادفی انتخاب میکنیم (مثلا  $IG(x_{\tau}) = IG(x_{\tau})$ . آخرین گره درخت هم به طور یکتا بدست میآید و درخت نهایی برای درس معماری کامپیوتر به شکل زیر در میآید:



حال با استفاده از این درخت میتوان پیش بینی کرد که تمرین ششم معماری کامپیوتر تمدید می شود. حالا همین کار را برای درس یادگیری ماشین انجام می دهیم:

$$\begin{split} H(y) &= -\sum_i P(y=y_i) \log(P(y=y_i)) = -\frac{3}{5} \log \frac{3}{5} - \frac{2}{5} \log \frac{2}{5} \approx 0.292 \\ \text{Threshold } x_1 \leq 5: H(y|x_1) &= -\frac{1}{5} (1 \log 1 + 0 \log 0) - \frac{4}{5} (\frac{1}{2} \log \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \log \frac{1}{2}) \approx 0.24 \\ \text{Threshold } x_1 \leq 6: H(y|x_1) &= -\frac{2}{5} (1 \log 1 + 0 \log 0) - \frac{3}{5} (\frac{1}{3} \log \frac{1}{3} + \frac{2}{3} \log \frac{2}{3}) \approx 0.166 \\ \text{Threshold } x_1 \leq 7: H(y|x_1) &= -\frac{2}{5} (\frac{1}{2} \log \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \log \frac{1}{2}) - \frac{3}{5} (\frac{2}{3} \log \frac{2}{3} + \frac{1}{3} \log \frac{1}{3}) \approx 0.286 \\ \text{Best threshold for } x_1 \text{ is } 6 \implies IG(x_1) \approx 0.126 \end{split}$$

$$H(y|x_2) = -\frac{2}{5} \left(\frac{1}{2} \log \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \log \frac{1}{2}\right) - \frac{3}{5} \left(\frac{2}{3} \log \frac{2}{3} + \frac{1}{3} \log \frac{1}{3}\right) \approx 0.286$$

$$IG(x_2) \approx 0.006$$

$$\begin{aligned} & \text{Threshold } x_3 \leq 0.4: H(y|x_3) = -\frac{4}{5}(\frac{1}{2}\log\frac{1}{2} + \frac{1}{2}\log\frac{1}{2}) - \frac{1}{5}(1\log 1 + 0\log 0) \approx 0.24 \\ & \text{Threshold } x_3 \leq 0.5: H(y|x_3) = -\frac{2}{5}(\frac{1}{2}\log\frac{1}{2} + \frac{1}{2}\log\frac{1}{2}) - \frac{3}{5}(\frac{2}{3}\log\frac{2}{3} + \frac{1}{3}\log\frac{1}{3}) \approx 0.286 \\ & \text{Best threshold for } x_3 \text{ is } 0.5 \implies IG(x_3) \approx 0.52 \end{aligned}$$

از آنجایی که  $IG(x_1)$  از بقیه بیشتر است، پس متغیر  $x_1$  در ریشه قرار میگیرد. حال ادامه درخت را میسازیم:

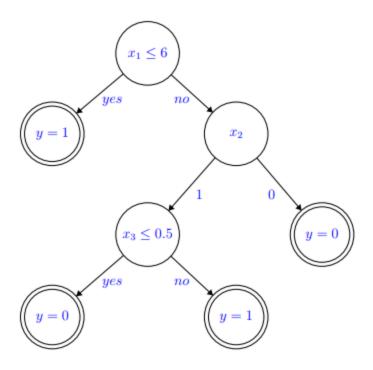
$$H(y) = -\sum_{i} P(y = y_i) \log(P(y = y_i)) = -\frac{2}{3} \log \frac{2}{3} - \frac{1}{3} \log \frac{1}{3} \approx 0.276$$

$$H(y|x_2) = -\frac{2}{3} (\frac{1}{2} \log \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \log \frac{1}{2}) - \frac{1}{3} (1 \log 1 + 0 \log 0) \approx 0.2$$

$$IG(x_2) \approx 0.76$$

Threshold 
$$x_3 \le 0.5$$
:  $H(y|x_3) = -\frac{2}{3}(\frac{1}{2}\log\frac{1}{2} + \frac{1}{2}\log\frac{1}{2}) - \frac{1}{3}(1\log 1 + 0\log 0) \approx 0.2$   $IG(x_3) \approx 0.76$ 

از آنجایی که  $IG(x_{\mathsf{T}}) = IG(x_{\mathsf{T}})$  شد، یکی را به صورت تصادفی انتخاب میکنیم (مثلا  $X_{\mathsf{T}})$ . آخرین گره درخت هم به طور یکتا بدست می آید و درخت نهایی برای درس یادگیری ماشین به شکل زیر در می آید:



حال با استفاده از این درخت میتوان پیش بینی کرد که تمرین ششم یادگیری ماشین تمدید نمیشود. پس دانشجو باید هرچه سریعتر شروع به حل تمرین درس یادگیری ماشین کند.

## شبكههاي عصبي

.1

علت استفاده از لایههای کاملا متصل در انتهای شبکههای عصبی پیچشی چیست؟

.2

منظور از همبستگی مکانی در تصویر چیست؟ توضیح دهید.

.3

آیا بیش از اندازه زیاد بودن نرخ آموزش، میتواند به واگرایی منجر شود و مقدار تابع هزینه را به بینهایت میل دهد؟ توضیح دهید.

.4

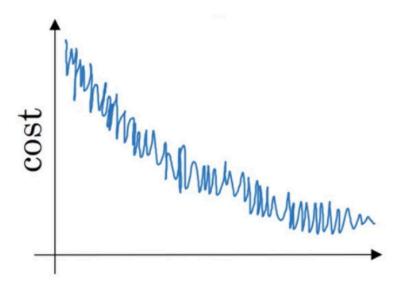
LeakyReLU در درس آشنا شدهاید. تابع فعالسازی دیگری به اسم ReLU با تابع فعالساز ReLU در آن یک عدد کوچک مانند اینگونه تعریف میشود: a در آن یک عدد کوچک مانند a در آن یک عدد کوچک مانند.

الف) این تابع را رسم کنید.

ب) به نظر شما کدام یک از توابع ReLU و LeakyReLU کمتر با مشکل vanishing gradients مواجه میشود؟ دلایل خود را بیان کنید.

.5

فرض کنید نمودار هزینه-زمان شبکه شما در حین آموزش به شکل زیر باشد:

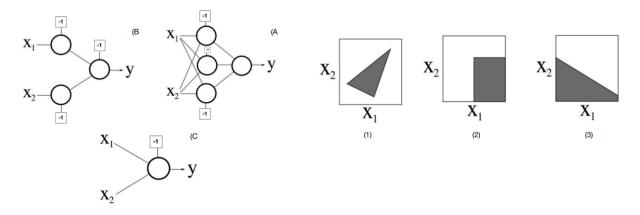


با فرض درست بودن نحوه آموزش، به نظر شما در آموزش از batch (بروزرسانی پارامترهای شبکه شبکه بعد از مشاهده همه دادهها) استفاده شده است یا از mini-batch (بروزرسانی پارامترهای شبکه بعد از مشاهده دستهای از دادهها) استفاده شده است؟

.6

متین که به تازگی درس هوش مصنوعی را فراگرفته است در حال آموزش یک شبکه عصبی است. او که به نظر خودش بسیار در این کار مهارت دارد، تابع فعالساز خودش را تعریف کرده است! این تابع برابر  $f(x)=floor(e^x)$  میباشد. او ادعا میکند که این تابع غیرخطی است و شرایط لازم Stochastic Gradient Descent برای تابع فعالساز بودن را دارد. همچنین او میخواهد از بهینهساز استفاده شده، به نظر شما او برای آموزش مدل خود استفاده کند. با توجه به تابع فعالساز و بهینهساز استفاده شده، به نظر شما او موفق خواهد بود؟

برای جداسازی نواحی هر تصویر، از کدام شبکه عصبی استفاده میکنید؟ دلایل خود را بیان کنید.



8.

هادی میخواهد یک شبکه عصبی آموزش دهد تا درصد احساسات موجود در یک جمله را تشخیص دهد. برای مثال یک داده به همراه لیبل آن در دیتاست او اینگونه میباشد:

تابع فعالساز softmax را توضیح دهید و بگویید به نظر شما هادی میتواند از این تابع در لایه آخر شبکه خودش استفاده کند؟