

تمرين هفتم

استاد:

مهدی سمیعی

نويسنده:

محمدهومان كشورى

شماره دانشجویی : ۱۹۹۱۰۵۶۶۷

٠١

در صورتی که یکی از ورودی های سافت مکس به بینهایت میل کند، در این صورت به این دلیل که خروجی آن متشکل از تقسیم عبارات نمایی این ورودی ها است پس قطعا انقدر مخرج بزرگ شده که تمامی احتمالات به ۰ میل می کند بجز احتمالای که بینهایت در صورت آن است که به ۱ میل می کند.

۲.

در صورتی که یک پرسپترون خالی داشته باشیم به علت ذات غیر خطی xor نمی توانیم آنرا مدل کنیم اما اگر مثلا بتوانیم چند لایه perceptron داشته باشیم این کار را می توان انجام داد. برای and می توان تابع خطی زیر را درنظر گرفت:

$$y = w_1 * x_1 + w_2 * x_2 + b \xrightarrow{w_1 = w_2 = 1, b = -1} y = x_1 + x_2 - 1$$

برای or میتوان تابع زیر را در نظر گرفت

$$y = w_1 * x_1 + w_2 * x_2 + b \xrightarrow{w_1 = w_2 = 2, b = -1} y = x_1 + x_2 - 1$$

٠,١

ابتدا باید ببینیم كدام احتمالات به چه صورت هستند.

$$\begin{array}{l} P(w_1|Spam) = \frac{5}{6}, P(w_1|Ham) = \frac{1}{4} \\ P(w_2|Spam) = \frac{4}{6}, P(w_2|Ham) = \frac{1}{4} \\ P(w_3|Spam) = \frac{1}{6}, P(w_3|Ham) = \frac{3}{4} \\ P(w_4|Spam) = \frac{1}{6}, P(w_4|Ham) = \frac{3}{4} \\ P(w_5|Spam) = \frac{6}{6}, P(w_5|Ham) = \frac{2}{4} \\ P(Spam) = \frac{6}{10} \\ P(Ham) = \frac{4}{10} \\ P(Spam|w_1, w_2, w_3, w_4, w_5) = \frac{P(Spam)*\Pi_{i=1}^5 P(w_i|Spam)}{P(Spam)*\Pi_{i=1}^5 P(w_i|Spam) + P(Ham)*\Pi_{i=1}^5 P(w_i|Ham)} = \frac{\frac{1}{54}}{\frac{1}{54} + \frac{9}{1280}} \\ = 0.732 \xrightarrow{>0.5} Spam \end{array}$$

٠٢.

$$P(Spam|w_1, w_2, w_3', w_4', w_5') = \frac{\frac{6}{10} * \frac{5}{6} * \frac{4}{6} * \frac{5}{6} * \frac{4}{6} * \frac{5}{6}}{X} = 0 \xrightarrow{<0.5} Ham$$

عملا داده آخر کار کلی را خراب کرده است چرا که به دلیل عدم smoothing یک ۰ در کل عبارات ضرب شده که اصلا مطلوب نیست.

٠٣

در این حالت فرض می کنیم یک عدد از تمامی outcome ها حداقل دیدهایم.

$$P(Spam|w_1,w_2,w_3',w_4',w_5') = \xrightarrow{\frac{11}{20}*\frac{6}{11}*\frac{5}{11}*\frac{9}{11}*\frac{9}{11}*\frac{11}{11}*\frac{11}{11}*\frac{11}{11}*\frac{11}{11}} \xrightarrow{\frac{11}{11}*$$

٠١

$$\begin{split} \frac{d_{Cost}}{d_{h_{\theta}(x)}} &= -2(y - h_{\theta}(x)), \\ \frac{d(\sigma(z))}{dz} &= \frac{e^{-z}}{(1 + e^{-z})^2} \\ \frac{d(z)}{d(w_i)} &= x_i \\ \frac{d_{Cost}}{dw_i} &= -2(y - \sigma(z)) * (\frac{e^{-z}}{(1 + e^{-z})^2}) * x_i \end{split}$$

حال در هر مرحله باید w_i ها را مطابق فرمول زیر محاسبه کنیم.

$$w_i = w_i + \eta * 2(y - \sigma(z(x))) * (\frac{e^{-z(x)}}{(1 + e^{-z(x)})^2}) * x_i$$

۲.

ابتدا باید شرط convex بودن تابع بررسی شود که مطمئن باشیم به یک جواب بهینه میرسیم. که تابع اول این ویژگی را دارد. دومین علت آن است که در مقایسه با باقی function loss ها، regression logistic عملا بهتر عمل می کند چرا که اثبات می شود که یک MLE است که یعنی بالاترین استاندارد برای تخمین و بایاس را دارد که یعنی با تقریب خوبی بهترین گزینه ما است.

٠١

مفهوم overfitting عملا به این معنا است که انقدر نمودار نهایی را در هنگام رگرسیون به دادهها نزدیک کنیم که نمودار کلی ما برای تخمین دادههای بعدی اشتباه باشد.

مفهوم underfitting نیز این است که آنقدر نمودار نهایی رگرسیون را ساده فرض کنیم که تخمین غلطی از داده ها به ما بدهد. در شکل مشاهده شده می تواهن دید پیچیدگی زیاد مدل منجر به overfitting شده و هرچند ارور Set Train کم شده است اما ارور vaildation زیاد شده است که یعنی صرفا داریم نمودار دقیق تر برای Set Training می دهیم اما لزوما پیش بینی درستی نداریم.

در سمت چپ نمودار یعنی با مدل خیلی ساده نیز همانطور که انتظار میرود underfitting داریم چرا که انگار یک نمودار خیلی ساده بدون در نظر گرفتن رفتارهای مدل داریم به آن نسبت میدهیم.

٠٢.

نمودار دوم چرا که اگر خیلی مدل پیچیده باشد دچار overfitting شده و اگر نیز خیلی ساده باشد دچار underfitting می شود که باید از هر دو اجتناب کنیم و یک حد خوب برای تخمین نمودار رگرسیون بدست آوریم.

۱. بله چرا که هر چه دادههای ما بیشتر باشند احتمالا تخمین دقیق تری از تست خواهیم داشت.

همواره نه چرا که اگر بیش از حد کاهش دهیم میتواند به overfitting منجر شود.

۳. همواره نه چرا که اگر خیلی بزرگ باشد میتواند به underfitting منجر شود.

۴. احتمالا بهتر می کند اما نمی توان گفت به صورت خطی بهتر می کند.