

$$\begin{cases} a \in \mathbb{R}^+ \\ f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^p \\ K_1, K_2 \text{ valid kernels: } \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \\ K_3 \text{ valid kernel: } \mathbb{R}^p \times \mathbb{R}^p \end{cases}$$

$$K(x, z) = K_1(x, z) + K_2(x, z)$$

valid \checkmark (✓)

$$K_1(x, z) = \phi_1(x)^T \phi_1(z)$$

$$K_2(x, z) = \phi_2(x)^T \phi_2(z)$$

$$\Rightarrow K(x, z) = \phi_1(x)^T \phi_1(z) + \phi_2(x)^T \phi_2(z)$$

$$K(x, z) = \begin{bmatrix} \phi_1(x)^T \\ \phi_2(x)^T \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \phi_1(z) \\ \phi_2(z) \end{bmatrix}$$

$$\xRightarrow{\text{So}} \phi(x) = \begin{bmatrix} \phi_1(x) \\ \phi_2(x) \end{bmatrix}$$

ہوگا کہ feature map سے پہلے concat ہوا جائے گا، feature map کو
K kernel valid ہے۔

$$K(x, z) = \alpha K_1(x, z) \quad \alpha > 0$$

valid ✓ (ب)

$$K(x, z) = \alpha \phi_1(x)^T \phi_1(z) = \sqrt{\alpha} \phi_1(x)^T \phi_1(z) \sqrt{\alpha}$$

$$\Rightarrow \phi(x) = \sqrt{\alpha} \phi_1(x)$$

سپین کرنل K نیز valid است و feature map آن مانند بالا است.

$$K(x, z) = K_3(f(x), f(z))$$

valid ✓ (ج)

$$= \phi_3(f(x))^T \cdot \phi_3(f(z))$$

$$\phi(x) = \phi_3 \circ f(x) \leadsto \text{function composition}$$

چون $f(x)$ خروجی p بعدی دارد و K_3 یک کرنل $p \times p$ است پس K با feature map بالا یک کرنل معتبر (valid) است.

ا) با تعدیل w_2 ← ثابت می ماند

با قرار دادن w_2 بعنوان ترم رگرلاریزیشن، مرز تفکیک دهی (خط جداکننده) کمتر از α_2 تأثیری پذیرد. چون w_2 کاهش یافته و نزدیک صفر می شود. پس خط جداکننده محوری خواهد بود. چون با توجه به شکل داده های آموزش توسط خط محوری تفکیک پذیرند. پس خطای آموزش تغییر نخواهد کرد و صفر خواهد بود.

ب) با تعدیل w_1 ← خط افزایش می یابد.

با قرار دادن w_1 بعنوان ترم رگرلاریزیشن، مرز تفکیک خطی افقی خواهد شد. چون w_1 نزدیک صفر شدن و تأثیر α_1 از بین می رود. با توجه به شکل داده های آموزش، خط افقی جداکننده ای وجود ندارد. پس خطای آموزش افزایش می یابد.

ج) با تعدیل w_0 ← خط افزایش می یابد.

با قرار دادن w_0 بعنوان ترم رگرلاریزیشن، عرض از مبدا عرض از مبدا خط جداکننده (همان بایاس) صفر خواهد شد و خط تفکیک از مبدا مختصات لزوماً عبور می کند. با توجه به شکل داده های آموزش خطی وجود ندارد که از مرکز مختصات بگذرد و بدون خط تفکیک انجام دهد. پس خطای آموزش افزایش می یابد.

د) به ازای مقادیر بزرگ c ، w_1 ، w_2 به سمت صفر شدن حرکت می کنند. از طرفی چون تعداد داده های دو کلاس برابر است انتظار داریم احتمال یکسانی برای هر کلاس داشته باشیم. پس:

$$P(y=1|\alpha, w) = g(w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2) = g(w_0) = \frac{1}{1 + e^{-w_0}}$$

چون مدل لاجستیکی داریم پس احتمال کلاس منفی برابر است با :

$$P(y=0|x,w) = 1 - P(y=1|x,w) = 1 - \frac{1}{1+e^{-w_0}}$$

پس :

$$P(y=0|x,w) = P(y=1|x,w)$$

$$1 - \frac{1}{1+e^{-w_0}} = \frac{1}{1+e^{-w_0}} \Rightarrow \boxed{w_0 = 0}$$

$$P(y=0|x,w) = P(y=1|x,w) = 0.5 = \frac{1}{2}$$

در این شرایط جمع log احتمالات نیز ماکزیمم خواهد بود و برابر است با :

$$\sum_{i=1}^n \log P(y_i|x_i; w_0, w_1, w_2) = n \log\left(\frac{1}{2}\right)$$

۵) اگر تعدادی داده از کلاس "+" اضافه کنیم، مجموعه داده‌های آموزش مان unbalanced می‌شود. پس مدل می‌خواهد احتمال بیشتر به کلاس "+" دهد. چون با مقادیر بزرگ c ، ترم‌های w_1 و w_2 منفی شده و تأثیر نخواهند داشت و مدل مان صرفاً به w_0 وابسته خواهد بود و آن را طوری انتخاب می‌کنیم که احتمال کلاس + (را در بیشتر) بیشتر باشد. پس بصورت زیر انتظار داریم w_0 بزرگتر از صفر باشد.

$$P(y=1|x,w) > P(y=0|x,w)$$

$$\frac{1}{1+e^{-w_0}} > 1 - \frac{1}{1+e^{-w_0}} \Rightarrow \frac{2}{1+e^{-w_0}} > 1$$

$$\Rightarrow 1+e^{-w_0} < 2 \Rightarrow e^{-w_0} < 1 \xrightarrow{\log e} \boxed{w_0 > 0}$$

$$K(x, x') = e^{-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}}$$

(الف)

$$= e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \cdot e^{-\frac{x'^2}{2\sigma^2}} \cdot e^{\frac{xx'}{\sigma^2}}$$

حال جمله $e^{\frac{xx'}{\sigma^2}}$ را با بسط تیلور تجزیه می کنیم :

$$e^{\frac{xx'}{\sigma^2}} = \sum_{j=0}^{\infty} \frac{(xx')^j}{\sigma^{2j} j!} = 1 + \frac{xx'}{\sigma^2} + \frac{(xx')^2}{\sigma^4 \cdot 2} + \dots$$

$$K(x, x') = e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \cdot \sum_{j=0}^{\infty} \frac{(xx')^j}{\sigma^{2j} j!} \cdot e^{-\frac{x'^2}{2\sigma^2}}$$

$$\begin{cases} \phi(x) = e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \left[\frac{x^0}{\sigma^0 \sqrt{0!}} \quad \frac{x^1}{\sigma^1 \sqrt{1!}} \quad \frac{x^2}{\sigma^2 \sqrt{2!}} \quad \dots \right] \\ \phi(x') = e^{-\frac{x'^2}{2\sigma^2}} \left[\frac{x'^0}{\sigma^0 \sqrt{0!}} \quad \frac{x'^1}{\sigma^1 \sqrt{1!}} \quad \frac{x'^2}{\sigma^2 \sqrt{2!}} \quad \dots \right] \end{cases}$$

چون عبور از بسط تیلور نوشته شده است پس Feature map عبور از بردار ویژگی
بایچه نامتناهی می گردد و کرنل ضرب داخلی آن ها است.

سوال ③

$$A \in \mathbb{R}^{P \times P}$$

$$K(x, y) = x^T A y \quad (ب)$$

A is symmetric

A is PSD

اگر A متقارن و PSD باشد آنرا می توانیم آن تجزیه eigen را بصورت زیر بنویسیم.

$$A = Q \Lambda Q^T = \underbrace{(Q \Lambda^{1/2})}_{B} (Q \Lambda^{1/2})^T$$

$$\Rightarrow A = B^T B$$

$$\Rightarrow K(x, y) = x^T B^T B y = (B x)^T (B y)$$

$$\Rightarrow \phi(x) = B x$$

پس Feature map بصورت

روبرو خواهد بود و K کرنل Valid است.