

$$\begin{aligned}
 K_1 &= \phi_1^T(n) \phi_1(z) \Rightarrow K_1(n, z) + K_2(n, z) = K_1(n, z) + K_2(n, z) \quad \text{الف (1)} \\
 K_2 &= \phi_2^T(n) \phi_2(z) \Rightarrow \phi_1^T(n) \phi_1(z) + \phi_2^T(n) \phi_2(z) = \underbrace{\begin{bmatrix} \phi_1(n) \\ \phi_2(n) \end{bmatrix}}_{\phi'(n)} \underbrace{\begin{bmatrix} \phi_1(z) \\ \phi_2(z) \end{bmatrix}}_{\phi'(z)} \\
 \Rightarrow K(n, z) &= \phi'^T(n) \phi'(z) \rightarrow \text{کرنل معبر است}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 a K_1(n, z) &= a \phi_1^T(n) \phi_1(z) = \phi_1^T(\sqrt{a}n) \phi_1(\sqrt{a}z) = \underbrace{\phi_1^T(\sqrt{a}n)}_{\phi'(n)} \underbrace{\phi_1(\sqrt{a}z)}_{\phi'(z)} \\
 &= \phi'^T(n) \phi'(z) \rightarrow \text{کرنل معبر است} \quad \text{ب (2)}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \phi^T(f(n)) \phi(f(z)) &= \langle \phi(f(n)), \phi(f(z)) \rangle \quad \phi(f(n)) = \phi'(n) \\
 &= \langle \phi'(n), \phi'(z) \rangle = \phi'^T(n) \phi'(z) \rightarrow \text{کرنل معبر است} \quad \text{ج (3)}
 \end{aligned}$$

۲- الف) هدفی که Regularization Term مقدر بزرگی می‌برد بخش رگرسیون ساده وزن‌های به خود اختصاص داده و مدل‌های می‌کنند با کمتر کردن ω ، جبهه‌ای که در اثر بخش تعدیلگر درجاست می‌کنند را کمتر کند، یعنی دسته بندی بدون توجه به ω انجام می‌شود و نتایجی که غلطی‌ها به کمک تغییر ω قابل جبران می‌شوند، خطا زیاد نمی‌شود و ثابت می‌ماند.

ب) با توجه به توضیحات بخش قبل، مقدر ω کوچک شده و چون داده‌ها نرمال ω به تنهایی قابل دسته بندی نیستند، خطا افزایش می‌یابد.

ج) با حذف ω از عبارت رگرسیون، شبک مدل با این می‌آید و خطا افزایش پیدا می‌کند.

(>) چون مدل به دنبال کم کردن $\|w\|_1$ و $\|w\|_2$ است در عبارت زیرین، نه پارامتر w برای

classification خواهد بود. یعنی مدل به کمک $\frac{1}{1+e^{-w}}$ نمونه‌ها را دسته‌بندی می‌کند که چون با توجه به شکل،

تعداد نمونه‌ها یکسان است، می‌توان گفت $P(y=1|x) = P(y=2|x)$ و هر دو برابر $\frac{1}{2}$ هستند؛ بنابراین:

$$\frac{1}{1+e^{-w_0}} = \frac{1}{2} \Rightarrow e^{-w_0} = 1 \Rightarrow w_0 = 0$$

(ه) با توجه به استدلال سمت قبل، می‌توان گفت

$$P(y=1|x) > \frac{1}{2} \Rightarrow \frac{1}{1+e^{-w}} > \frac{1}{2} \Rightarrow e^{-w} < 1 \Rightarrow w > 0$$

بنابراین w می‌تواند مقادیر بزرگتر از 0 را به خود اختصاص دهد.

۳- الف) از سبب تیلور برای بازبینی دنبال نوی استفاده می‌کنیم:

$$K(x, x') = e^{-\frac{\|x-x'\|^2}{2\sigma^2}} = \sum_{n=0}^{\infty} \underbrace{\frac{(-1)^n}{n! 2\sigma^2}}_{c_n} (\|x-x'\|^2)^n = \sum_{n=0}^{\infty} c_n (\|x-x'\|^2)^n$$

چون n محدودی ندارد آنرا می‌توان تا بی‌نهایت افزایش داد که برادر ویژگی ابعاد نامتناهی باشد، همچنین چون

کرنل K آنرا می‌توان به صورت ضرب داخلی این بردار ویژگی‌ها با بردار نامتناهی نوشت.

(ب) چون A متقارن و مثبت نیمه معین است، آنرا به صورت زیر تجزیه می‌کنیم:

$$A = U^T \Lambda U = U^T \Lambda^{\frac{1}{2}} \Lambda^{\frac{1}{2}} U = (\Lambda^{\frac{1}{2}} U)^T \Lambda^{\frac{1}{2}} U \quad (\text{eigenvalue decomposition})$$

↓
 ماتریس تقارن متقارن
 و متقارن که متقارن

نامتناهی

نامتناهی

Subject:

Year. Month. Date. ()

چون سائر ۱ قطری بوده و مقادیر روی قطر (مقادیر ویژه A) طلی نامشخص است، آن را به صورت $(\Lambda^{\frac{1}{2}})^T \Lambda^{\frac{1}{2}} \Lambda^{\frac{1}{2}} \Lambda^{\frac{1}{2}}$

بارزوی کنیم، حال آنکه مقادیر $x^T A y$ جایگزین نمی دهیم:

$$K(x, y) = x^T A y = x^T (\Lambda^{\frac{1}{2}} U)^T \Lambda^{\frac{1}{2}} U y = (\Lambda^{\frac{1}{2}} U x)^T \Lambda^{\frac{1}{2}} U y, \quad \phi(x) = \Lambda^{\frac{1}{2}} U x \\ \phi(y) = \Lambda^{\frac{1}{2}} U y$$

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

بنابراین یک کرنل معبر است.