

«برنام خدا»

یادگیری ماشین

امیرضا افری

تمرین نودی دوم

۹۹۱۰۱۷

① کرنل مقبضه

از تعریف کرنل داریم:

$$K(x, y) = \Phi(x)^T \Phi(y) = \langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle$$

$$\rightarrow K(x, z) = K_1(x, z) + K_2(x, z) = \langle \Phi_1(x), \Phi_1(z) \rangle + \langle \Phi_2(x), \Phi_2(z) \rangle = \left\langle \begin{bmatrix} \Phi_1(x) \\ \Phi_2(x) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \Phi_1(z) \\ \Phi_2(z) \end{bmatrix} \right\rangle$$

بنابراین $K(x, z)$ یک کرنل مقبضه است.

$$a \in \mathbb{R}^+ \rightarrow K(x, z) = a K_1(x, z) = a \langle \Phi_1(x), \Phi_1(z) \rangle = \langle \sqrt{a} \Phi_1(x), \sqrt{a} \Phi_1(z) \rangle$$

بنابراین این کرنل مقبضه است.

 $f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^p$ یک Linear map است

$$\rightarrow K(x, z) = K_{\Phi}(f(x), f(z)) = \langle \phi_{\Phi}(f(x)), \phi_{\Phi}(f(z)) \rangle$$

بنابراین این کرنل مقبضه است.

(2)

(ا) با تعدیل w_2

تغییری نخواهیم داشت ثابت باقی می ماند. هنگام تعدیل w_2 ، وزن حاصل وابستگی کمتری به x_2 پیدا می کند و با عمودی شدن این وزن داده ها، آموزش از مدل بهر دست (با اورد صفر) و

پس $Vertical\ linear\ separator$ خواهیم داشت.

(ب) با تعدیل w_2

افزایش خواهد یافت. هنگام تعدیل w_2 ، وزن حاصل وابستگی کمتری به x_1 پیدا می کند و بنابراین به حالت افقی نزدیک می شود. برای مثال بهر دست x_1 ، خط آموزش بیشتر شده و جدا شده است. خطی خوبی نخواهد بود (به هر دو داده آموزش)

(ج) با تعدیل w_2

افزایش خواهد داشت. هنگام تعدیل w_2 ، در مختصات مرکز به سمت $origin$ می رود و به نوعی $bias\ term$ برابر 0 می شود. مطابق شکل، با هیچ وزن خطی که از داده ها جدا کند خطی صفر نیست. در این حالت خط در بهترین حالت با خواهد بود.

(د) برای مقادیر نزدیک C ، هر دو w_1 و w_2 به 0 خواهند رفت. هنگامی که $w_1 = w_2 = 0$

نشان دهنده \log دلیل ها. این مقدار منتهی به خود می گیرد. لذا $w = 0$ و برابر با $n \log(0.5)$

در واقع $0.5 = p(y=0 | x, w) = p(y=1 | x, w)$. چنین انتظار داریم داشته باشیم به دلیل این مقدار

عناصر در هر کلاس با هم برابر است و ما می خواهیم هر دو را با احتمال برابر پیش بینی کنیم و $w = 0$

ما را به $p(y=1 | x, w) = 0.5$ می رساند.

(ه) برای مقادیر نزدیک C ، اشاره داریم که هر دو w_1 و w_2 به صفر خواهند رفت. هنگامی که مقدار

"+" ها بیشتر می شود و برعکس از حالت بلائیس خارج می شویم، می خواهیم داشته باشیم:

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

برای امید این امر اتفاق بیفتد، مقدار w باید بیشتر از صفر باشد. ما به $p(y=1 | x, w) > 0.5$

خواهند شد.

(۳)

$$x, x' \in \mathbb{R}^n$$

$$k(x, x') = \exp\left(-\frac{1}{r\sigma^2} \|x - x'\|^2\right) = \exp\left(-\frac{1}{r\sigma^2} (\|x\|^2 + \|x'\|^2 - 2x \cdot x')\right)$$

$$= \exp\left(-\frac{1}{r\sigma^2} \|x\|^2 - \frac{1}{r\sigma^2} \|x'\|^2 + \frac{1}{\sigma^2} x \cdot x'\right)$$

$$= \underbrace{\exp\left(-\frac{1}{r\sigma^2} \|x\|^2\right)}_{=A} \underbrace{\exp\left(-\frac{1}{r\sigma^2} \|x'\|^2\right)}_{=A} \underbrace{\exp\left(+\frac{1}{\sigma^2} x \cdot x'\right)}_{= \sum_{i=0}^{\infty} \frac{(x \cdot x')^i}{i! \sigma^{2i}}}$$

$$= A \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{d_1, \dots, d_n = i} \frac{1}{i! \sigma^{2i}} \frac{i! \prod_{j=1}^n (x_j \cdot x'_j)^{d_j}}{\prod_{j=1}^n d_j!}$$

$$= \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{d_1, \dots, d_n = i} \frac{1}{i! \sigma^{2i}} \frac{i! \prod_{j=1}^n x_j^{d_j} x'_j{}^{d_j}}{\prod_{j=1}^n d_j!} A$$

در مرحله بعد، باید حاصل می شود:

$$\rightarrow = \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{d_1, \dots, d_n = i} \frac{\prod_{j=1}^n x_j^{d_j}}{\sigma^i \prod_{j=1}^n d_j!} \exp\left(-\frac{1}{r\sigma^2} \|x\|^2\right) \frac{\prod_{j=1}^n x'_j{}^{d_j}}{\sigma^i \prod_{j=1}^n d_j!} \exp\left(-\frac{1}{r\sigma^2} \|x'\|^2\right)$$

$$= \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{d_1, \dots, d_n = i} \phi(x) \phi(x')$$

بنابراین ریز Gaussian با صفت ضرب داخلی بردارها ویژگی نوشت.

۱) مقادیر و مثبت نیم معین است.

$$A = Q D Q^T = \underbrace{Q \sqrt{D} \sqrt{D}}_{Q'} Q^T = Q' Q'^T$$

می دانیم این تجزیه مقادیر ویژه را قطری می کنند و هم چنین نامش است.

$$\rightarrow K(x, y) = x^T A y = x^T Q' Q'^T y = (Q'^T x)(Q'^T y) = \langle Q'^T x, Q'^T y \rangle$$

به یک ضرب داخلی می بینیم که در فضای تحت $\Phi(x) = Q'^T x$ و $\Phi(y) = Q'^T y$ در نتیجه K یک

کرنل معتبر است. زیرا مثبت نیم معین است. به دلیل اینکه تجزیه قطری دارا بردار ویژه نامنفی است.

$$q \in \mathbb{R}^p \rightarrow \text{show } q^T K q \geq 0$$

بارف 8

$$\Rightarrow q^T K q = \sum_i \sum_j q_i (x_i^T A x_j) q_j = \sum_i \sum_j (q_i x_i)^T A (q_j x_j)$$

$$= \left(\sum_i q_i x_i \right)^T A \left(\sum_j q_j x_j \right)$$

$$= \underbrace{(q^T x)^T A (q^T x)}_{\text{}} \cdot \underbrace{(x^T q)^T A (x^T q)}_{\text{}} \quad (2)$$

بی دایم A متقارن و مثبت نیمه منتهی است 8

$$\xrightarrow{(2)} (x^T q)^T A (x^T q) = D^T A D \geq 0$$

در نتیجه داریم 8

$$q^T K q = D^T A D \geq 0$$

بنابراین اثبات شد و این روشی صحیح است.