نظریه یادگیری ماشین

نيمسال اول ۱۴۰۳-۱۴۰۴

مدرس: دكتر امير نجفي



دانشکدهی مهندسی کامپیوتر

تمرین دوم

مسئلهی ۱. وابستگی پیچیدگی راداماخر به توزیع (۱۰ نمره)

فرض کنید توزیع P را به گونهای انتخاب کردهایم که تکنقطهای باشد یعنی $z=\delta(z,z)$ و نمونهها از این توزیع می آیند. فرض کنید خانواده ی F را به گونهای انتخاب کردهایم که برای هر $x\in\mathbb{R}$ و $x\in\mathbb{R}$ و $x\in\mathbb{R}$ را به گونهای انتخاب کردهایم که نشان دهید که:

$$\mathcal{R}_n(\mathcal{F}) \leqslant \frac{1}{\sqrt{n}}$$

حل.

$$\mathcal{R}_n(\mathcal{F}) = \mathbb{E}_{z_1, \dots z_n} \mathbb{E}_{\sigma_1, \dots, \sigma_n} \frac{1}{n} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^n \sigma_i f(z_i)$$

$$= \mathbb{E}_{\sigma_1, \dots, \sigma_n} \frac{1}{n} \sup_{f \in \mathcal{F}} f(z_{\cdot}) \sum_{i=1}^n \sigma_i$$

$$\leqslant \mathbb{E}_{\sigma_1, \dots, \sigma_n} \frac{1}{n} \sup_{f \in \mathcal{F}} |f(z_{\cdot})| |\sum_{i=1}^n \sigma_i| \leqslant \mathbb{E}_{\sigma_1, \dots, \sigma_n} \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n \sigma_i^{\mathsf{Y}}} = \frac{1}{\sqrt{n}}$$

 \triangleright

مسئلهی ۲. خواص بعد VC نمره)

بعد VC یک خانواده از مجموعه های S را برابر بعد VC توابع به شکل $S \in S$ تعریف میکنیم که $S \in S$. فرض کنید VC دو خانواده از مجموعه ها با بعد VC محدود باشند نشان دهید خانواده های زیر نیز بعد VC محدود دارند:

الف)

$$\mathcal{S}^c := \{ S^c | S \in \mathcal{S} \}$$

ب)

$$\mathcal{S} \sqcap \mathcal{T} = \{S \cap T | S \in \mathcal{S}, T \in \mathcal{T}\}$$

$$\mathcal{S} \sqcup \mathcal{T} = \{ S \cup T | S \in \mathcal{S}, T \in \mathcal{T} \}$$

حل.

- الف) اگر \mathcal{S} بتواند یک مجموعه n عضوی را shatter کند \mathcal{S}^c نیز میتواند این مجموعه را shatter کند و بالعکس (کافیست لیبل های برعکس را در نظر بگیریم و این ترکیب را بسازیم و آن را مکمل بگیریم) که نتیجه می دهد که بعد VC هر دو \mathcal{S} و یکسان است.
- ب) فرض کنید بعد \mathcal{S}, \mathcal{T} VC به ترتیب برابر ν, μ باشد در این صورت در یک مجموعه \mathcal{S}, \mathcal{T} VC به ترتیب فرض کنید به ترتیب $(n+1)^{\mu}$ ترکیب را تولید می کنند و لذا در کل تعداد ترکیب هایی که با اشتراک این ها می توان تولید کرد برابر است با:

$$(n+1)^{\mu+\nu}$$

و لذا اگر n را به گونهای انتخاب کنیم که:

$$(n+1)^{\mu+\nu} < \mathbf{Y}^n$$

Shatter $\mathcal T$ و $\mathcal S$ دد. آنگاه یک مجموعهی n عضوی را نمی توان با اشتراک اعضای $\mathcal S$

ج) مشابه قبلی:)

 \triangleright

مسئلهی ۳. خواص پیچیدگی راداماخر (۱۵ نمره)

خواص زیر از پیچیدگی راداماخر را ثابت کنید:

الف)

$$\mathcal{R}_n(\mathcal{F}) = \mathcal{R}_n(\operatorname{conv}(\mathcal{F}))$$

<u>ب</u>)

$$\mathcal{R}_n(\mathcal{F} + \mathcal{G}) \leqslant \mathcal{R}_n(\mathcal{F}) + \mathcal{R}_n(\mathcal{G})$$

و مثالی ارائه دهید که نتوان کران را بهبود داد.

(g) برای تابع ثابت و کراندار

$$\mathcal{R}_n(\mathcal{F}+g) \leqslant \mathcal{R}_n(\mathcal{F}) + \frac{||g||_{\infty}}{\sqrt{n}}$$

حل.

الف) كافيست توجه كنيم كه:

$$\sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^{n} f(z_i) \sigma_i = \sup_{f \in \text{conv}(\mathcal{F})} \sum_{i=1}^{n} f(z_i) \sigma_i$$

برای اثبات فرض کنیم مقدار بالا برای $\sum_{j=1}^m \alpha_j f_j$ بیشینه گردد در این صورت این ضرب داخلی برای همه ی $\sum_{j=1}^m \alpha_j f_j$ همه باید یکسان باشد (در غیر این صورت اگر ضریب آن را صفر کنیم عبارت بیشتر می گردد) و کافیست آن f را برای بیشینه کردن روی \mathcal{F} در نظر بگیریم.

ب) از خاصیت زیر برای sup نتیجه میگردد که در کلاس اثبات شد:

$$\sup_{x \in \mathcal{X}} f(x) + g(x) \leqslant \sup_{x \in \mathcal{X}} f(x) + \sup_{x \in \mathcal{X}} g(x)$$

 $\mathcal{R}_n(\mathcal{F} + g) = \mathbb{E}_{z_1, \dots z_n} \mathbb{E}_{\sigma_1, \dots, \sigma_n} \frac{1}{n} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^n (f(z_i) + g(z_i)) \sigma_i$

$$\leq \mathbb{E}_{z_1,\dots z_n} \mathbb{E}_{\sigma_1,\dots,\sigma_n} \frac{1}{n} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^n f(z_i) \sigma_i + ||g||_{\infty} \sum_{i=1}^n \sigma_i$$

از طرفی بنابر نابرابر ینسن داریم:

$$\mathbb{E}_{\sigma_1,\dots,\sigma_n} \sum_{i=1}^n \sigma_i \leqslant \sqrt{\mathbb{E}_{\sigma_1,\dots,\sigma_n} \sum_{i=1}^n \sigma_i^{\Upsilon}} = \sqrt{n}$$

و حکم نتیجه میگردد.

 \triangleright

مسئلهی ۴. محاسبه بعد ۱۰ نمره)

بعد VC مجموعههای زیر را حساب کنید:

الف) مجموعه دایرههای در صفحه.

ب) مجموعه مربعهای در صفحه.

حل.

الف) اول دایره ها می توانند هر سه نقطه ی غیر هم خط را shatter کنند. زیرا می توان شعاع دایره را به اندازه کافی زیاد کرد تا مشابه یک خط باشد و می دانیم که با خط ها می توان سه نقطه ی غیر هم خط را shatter کرد بای اثبات این که هیچ ۴ نقطه ای را نمی توان با این دایره ها shatter کرد کافیست توجه کنیم که اگر پوش محدب این نقاط شامل سه نقطه باشد کافیست نقطه ی داخل پوش محدب را منفی و بقیه را مثبت کنیم در غیر این صورت circle minimum-enclosing را در نظر می گیرم اگر دو نقطه ی روبه رو قطری روی آن بود و دو نقطه ی دیگر در دو سمت مختلف قطر حضور داشتند کافیست دو نقطه ی روی قطری را مثبت و دو تای دیگر را منفی کنیم. اگر هر دو یک سمت قطر بودند آن نقطه ی که همراه با دو نقطه روی قطر دایره ی محیطی کوچکتری را تشکیل می دهد را مثبت و سایر را منفی می کنیم و اگر سه نقطه روی این دایره بودند کافیست دو نقطه مقابل در پوش محدب که هر دو روی دایره هستند را مثبت و سایر را منفی کنیم.

ب) مشابه قبلی

 \triangleright

مسئلهی SVM .۵ تنک (۱۵ نمره)

یکی دیگر از روش های فرموله کردن الگوریتم SVM، بر پایه تنکی (sparsity) بردارهای کمکی است. فرض کنید به جای بیشینه کردن مقدار حاشیه می خواهیم تنکی بردارها را بیشینه کنیم. این کار را با کمینه کردن $\|\alpha\|_p$ که با آن بردار $\|\alpha\|_p$ به دست می آید انجام می دهیم $\|\alpha\|_p$ ابتدا حالتی را درنظر بگیرید که $\|\alpha\|_p$ به مساله بهینه سازی زیر می رسیم:

$$\min_{\alpha,b} \frac{1}{\mathbf{Y}} \sum_{i=1}^{m} \alpha_i^{\mathbf{Y}} + C \sum_{i=1}^{m} \xi_i$$
 subject to
$$y_i \left(\sum_{j=1}^{m} \alpha_j y_j \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j + b \right) \geqslant \mathbf{1} - \xi_i, \quad i \in [m]$$

$$\xi_i, \alpha_i \geqslant \mathbf{1}, \quad i \in [m].$$

- الف) نشان دهید که با در نظر گرفتن قید نامنفی بودن برای α این مسئله را میتوانیم به یک نمونه از مسئله اولیه SVM تبدیل کنیم.
 - ب) مساله بهینه سازی دوگان مساله بالا را بنویسید.
 - ج) اگر قرار دهیم p=1، به یک lpha تنکتر دست می یابیم. مساله دوگان را در این حالت به دست آورید.

حل. الف) فرض كنيد

$$\mathbf{x}'_i = (y_1(\mathbf{x}_1 \cdot \mathbf{x}_i), \dots, y_m(\mathbf{x}_m \cdot \mathbf{x}_i)).$$

سپس مسئله بهینهسازی به صورت زیر خواهد بود:

$$\min_{\alpha,b,\xi} \frac{1}{1} \|\alpha\|^{1} + C \left(\sum_{i=1}^{m} \xi_{i} \right)$$

با قيود زير:

$$y_i(\alpha \cdot \mathbf{x}_i' + b) \geqslant 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geqslant \bullet, \quad \alpha_i \geqslant \bullet, \quad i \in [m].$$

ب) متغیر های لاگرانژ زیر را تعریف میکنیم و مساله لاگرانژین را می نویسیم:

$$p_i, q_i, r_i \geqslant \bullet$$

$$\begin{split} L(\alpha,b,\xi,p,q,r) &= \frac{\mathbf{1}}{\mathbf{V}} \|\alpha\|^{\mathbf{Y}} + C\left(\sum_{i=\mathbf{1}}^{m} \xi_{i}\right) - \sum_{i=\mathbf{1}}^{m} p_{i} \left\{ y_{i} \left[\left(\sum_{j=\mathbf{1}}^{m} \alpha_{j} y_{j} x_{j}\right) \cdot x_{i} + b \right] - \mathbf{1} + \xi_{i} \right\} \\ &- \sum_{i=\mathbf{1}}^{m} q_{i} \xi_{i} - \sum_{i=\mathbf{1}}^{m} r_{i} \alpha_{i}. \end{split}$$

پس از برابر قرار دادن گرادیان عبارت بالا نسبت به متغیر های primal با صفر داریم:

$$L(\alpha,b,\xi,p,q,r) = \frac{1}{\mathbf{x}} \|\boldsymbol{\alpha}\|^{\mathbf{x}} + C\left(\sum_{i=1}^{m} \xi_i\right) - \sum_{i=1}^{m} \alpha_i (\alpha_i - r_i) - \sum_{i=1}^{m} p_i y_i b - \sum_{i=1}^{m} p_i - \sum_{i=1}^{m} (p_i + q_i) \xi_i - \sum_{i=1}^{m} r_i \alpha_i (\alpha_i - r_i) - \sum_{i=1}^{m} p_i y_i b - \sum_{i=1}^{m} p_i - \sum_{i=1}^{m} (p_i + q_i) \xi_i - \sum_{i=1}^{m} r_i \alpha_i (\alpha_i - r_i) - \sum_{i=1}^{m} p_i y_i b - \sum_{i=1}^{m} (p_i + q_i) \xi_i - \sum_{i=1}^{m} r_i \alpha_i (\alpha_i - r_i) - \sum_{i=1}^{m} p_i y_i b - \sum_{i=1}^{m} (p_i + q_i) \xi_i - \sum_{i=1}^{m} r_i \alpha_i (\alpha_i - r_i) - \sum_{i=1}^{m} p_i y_i b - \sum_{i=1}^{m} (p_i + q_i) \xi_i - \sum_{i=$$

$$= -\frac{1}{7} \left(\sum_{i=1}^m p_i y_i x_i \right)^{7} + \sum_{i=1}^m p_i.$$

پس در نهایت با قرار دادن عبارات کنار هم داریم:

$$\max_{p,r} \quad \sum_{i=1}^{m} p_i - \frac{1}{7} \left\| \sum_{i=1}^{m} p_i y_i x_i + r \right\|^{7}$$

subject to
$$\bullet \leqslant p_i \leqslant C \quad \forall i, \quad \sum_{i=1}^m p_i y_i = \bullet, \quad r \in \mathbb{R}.$$

ج) راه حل این قسمت بسیار مشابه قسمت ب است با این تفاوت که عبارت

$$\frac{1}{7} \|\alpha\|^{7}$$

با عبارت

$$\|\alpha\|_1 = \sum_{i=1}^m |a_i|$$

جایگزین خواهد شد و از تکرار راه حل صرف نظر می کنیم.

 \triangleright

مسئلهی ۶. قضیه رادون (۱۰ نمره)

برای مجموعه $S=\{\mathbf{x}_1,\dots,\mathbf{x}_m| \forall i\in[m]: \mathbf{x}_i\in\mathbb{R}^n\}$ برای مجموعه برای مجموعه برای است به صورت:

$$\{\mathbf{z} \in \mathbb{R}^n \mid \exists \lambda_1, \dots, \lambda_m \in [\cdot, 1], \sum_{i=1}^m \lambda_i = 1, \mathbf{z} = \sum_{i=1}^m \lambda_i \mathbf{x}_i \}.$$

اگر $m\geqslant n+1$ است که پوش محدب آنها تداخل دارد. S_1 است که پوش محدب آنها تداخل دارد.

حل. لم: اگر $P=\{p_1,\dots,p_n\}\subset\mathbb{R}^d$ مجموعه ای متناهی از نقاط درفضای d_بعدی باشد، اگر n>d داریم:

$$\cdot = \sum_{i=1}^{n} \mu_i p_i \text{ with } \mu_1, \dots, \mu_n \text{ not all zero },$$

و اگر d+1، می توانیم عبارت بالا را با شرط اضافی

$$\sum_{i=1}^{n} \mu_i = \cdot.$$

داشته باشیم. در حالت دوم، بعضی از μ_1, \dots, μ_n مثبت و بعضی منفی هستند.

اثبات: اگر ۲ μ_1,\dots,μ_n و μ_1,\dots,μ_n و μ_2,\dots,μ_n طبق لم بالا ، برای ضرایب μ_1,\dots,μ_n (که بعضی مثبت و بعضی نامنفی هستند)داریم:

$$\bullet = \sum_{i=1}^{n} \mu_i p_i$$
 with $\sum_{i=1}^{n} \mu_i = \bullet$.

قرار دهید $I=\{1,\ldots,n\}\setminus J$ و نه $I=\{j\in\{1,\ldots,n\}:\mu_j>\bullet\}$ قرار دهید

$$A = \sum_{j \in J} \mu_j \quad \text{ if } A > \bullet.$$

پس

$$\sum_{i \in I} \mu_i = -A.$$

قرار دهید $\operatorname{Conv}(P_1)$ ، $\operatorname{Conv}(P_1)$ ، پوش محدب $P_1=\{p_i:i\in I\}$ ، $P_1=\{p_j:j\in J\}$ قرار دهید

$$p = \sum_{j \in J} \frac{\mu_j}{A} x_j = \sum_{i \in I} \frac{-\mu_i}{A} x_i,$$

است. چرا که حاصل جمع اول یک ترکیب محدب از نقاط P_1 و حاصل جمع دوم ترکیب محدب از نقاط P_7 است. پس،

$$\operatorname{Conv}(P_1) \cap \operatorname{Conv}(P_7) \neq \emptyset.$$

 \triangleright

مسئلهی ۷. مثال نقض (۱۰ نمره)

اغلب اینگونه است که بُعد VC یک کلاس فرضیه برابر (یا از بالا محدود شونده) با تعداد پارامترهایی است که برای تعریف هر فرضیه در کلاس نیاز است. برای مثال، اگر \mathcal{H} کلاس مستطیلهای همتراز با محور در \mathbb{R}^d باشد، در آنگاه $VCdim\mathcal{H}=\mathbf{Y}d$ است که برابر با تعداد پارامترهای مورد نیاز برای تعریف مستطیلی در \mathbb{R}^d میباشد. در اینجا مثالی وجود دارد که نشان می دهد این همیشه درست نیست. ما خواهیم دید که یک کلاس فرضیه می تواند بسیار پیچیده باشد و حتی یادگیری پذیر نباشد، اگرچه تعداد کمی پارامتر دارد.

دامنه $\mathcal{X} = \mathbb{R}$ و کلاس فرضیه

$$\mathcal{H} = \{x \mapsto \lceil \sin(\theta x) \rceil : \theta \in \mathbb{R}\}\$$

 $VCdim\mathcal{H} = \infty$ را در نظر بگیرید. (اینجا، $\bullet = [-1]$ را میگیریم). اثبات کنید که

نکته: راههای متعددی برای اثبات این نتیجه وجود دارد. یک راه با اعمال لم زیر است: اگر $x_1x_2x_3\dots$ بسط $x_1x_2x_3\dots$ بسط $x_2x_3\dots$ باشد، آنگاه برای هر عدد طبیعی $x_1x_2\dots$ به شرطی که $x_2x_3\dots$ به شرطی که $x_3x_3\dots$ که در آن $x_3x_3\dots$

حل. ابتدا لم مطرح شده را اثبات میکنیم:

$$\sin(\mathbf{Y}^m \pi x) = \sin(\mathbf{Y}\pi(\boldsymbol{\cdot}.x_1 x_1 \dots)) = \sin(\mathbf{Y}\pi(x_1 x_1 \dots x_{m-1} x_m x_{m+1} \dots))$$

$$= \sin(\mathbf{Y}\pi(x_1 x_1 \dots x_{m-1} x_m x_{m+1} \dots) - \mathbf{Y}\pi(x_1 x_1 \dots x_{m-1} \cdot \boldsymbol{\cdot})) = \sin(\mathbf{Y}\pi(\boldsymbol{\cdot}.x_m x_{m+1} \dots)).$$

$$\left[\sin(\mathbf{Y}^m\pi x)\right] = \mathbf{1} - x_m.$$

برای اینکه ثابت کنیم $\infty = VC(\mathcal{H}) = \infty$ ، باید n نقطه انتخاب کنیم که توسط $VC(\mathcal{H}) = \infty$ می شوند، برای هر n. پس، نقطه $[\cdot, \cdot]$ نقطه $[\cdot, \cdot]$ می سازیم، به گونه ای که مجموعه بیت mام در نمایش باینری، وقتی که m از n تغییر میکند: x_1, \ldots, x_n labeling تغییر میکند:

برای مثال برای آنکه لیبل ۱ برای همه نمونه هارا بسازیم، $\int \sin(\Upsilon'x) = \int \sin(T'x)$ را انتخاب می کنیم، که اولین بیت یا ستون از بسط باینری را میسازد. اگر بخواهیم لیبل ۱ برای x_1, \ldots, x_{n-1} ، و لیبل ۰ برای x_n داشته باشیم، x_n داده داد. x_n را انتخاب میکنیم، که بیت دوم از بسط باینری را میسازد و به همین ترتیب میتوان ادامه داد.

shatter برای برخی مقادیر $\mathcal{H} \in \mathcal{H}$ برای برخی مقادیر اabeling پس شده x_1, \dots, x_n میتواند کند، پس x_1, \dots, x_n میتوان برای هر x_2, \dots, x_n مانجام داد، پس x_1, \dots, x_n داد کار را میتوان برای هر x_1, \dots, x_n داد بای کار را میتوان برای هر x_1, \dots, x_n داد بای کار را میتوان برای هر x_1, \dots, x_n داد بای کار را میتوان برای هر x_1, \dots, x_n داد بای کار را میتوان برای هر x_1, \dots, x_n داد بای کار را میتوان برای هر x_1, \dots, x_n داد بای کار را میتوان برای هر x_1, \dots, x_n داد بای کار را میتوان برای هر x_1, \dots, x_n داد بای کار را میتوان برای هر x_1, \dots, x_n داد بای کار را میتوان برای هر x_1, \dots, x_n داد بای کار را میتوان برای هر x_1, \dots, x_n داد بای کار را میتوان برای هر x_1, \dots, x_n داد بای کار را میتوان برای هر x_1, \dots, x_n داد بای کار را میتوان برای داد بای کار را داد کار را داد بای کار را داد بای کار داد بای کار را داد بای کار داد بای کار را داد بای کار داد

مسئلهی ۸. رأی اکثریت (۱۵ نمره)

VC- دارای $MAJ_k(\mathcal{H})$ باشد، آنگاه کلاس فرضیه \mathcal{H} دارای VC- دارای VC- برابر d باشد، آنگاه کلاس فرضیه \mathcal{H} دارای $O(kd\log kd)$ برابر dimension برابر $O(kd\log kd)$ است. منظور از $O(kd\log kd)$ کلاس توابعی است که با گرفتن رأی اکثریت بر روی d تابع از d به دست می آید.

حل. فرض کنید $MAJ_k(\mathcal{H})$ VC-dimension ، D باشد، پس طبق تعریف، وجود دارد مجموعه S متشکل از فرض کنید Shatter $MAJ_k(\mathcal{H})$ با استفاده D نقطه که با D دقطه که با D دارد. از توابع D وجود دارد.

S حال چون هر تابع h در $MAJ_k(\mathcal{H})$ با برخی k تابع h تابع h_1, h_2, \dots, h_k در h_1, h_2, \dots, h_k دسته بندی h توسط h با دسته بندی h توسط h با دسته بندی h توسط h با استفاده از h مشخص شده. چون ماکسیمم h_1, \dots, h_k حالت انتخاب h دسته بندی از h مطابق با h وجود دارد (احتمالاً با تکرار)، این یعنی حداکثر h حالت دسته بندی نقاط h با استفاده از توابع h h وجود دارد.

از طرفی، چون S توسط shatter $\mathrm{MAJ}_k(\mathcal{H})$ شده، میدانیم همه \mathbf{Y}^D دسته بندی ممکن هستند. در نتیجه داریم

$$Y^D \leqslant D^{kd}$$
.

 \triangleright

و $(kd \geqslant 4)$ (برای $kd \geqslant 5$).