机器学习理论研究导引 作业四

陈晟 MG21330006

2022年5月7日

作业提交注意事项

- (1) 本次作业提交截止时间为 **2022/05/17 23:59:59**, 截止时间后不再接收作业, 本次作业记零分;
- (2) 作业提交方式: 使用此 LaTex 模板书写解答, 只需提交编译生成的 pdf 文件, 将 pdf 文件上传到以下 ftp 服务器的指定位置: 地址: sftp://210.28.132.67:22, 用户名: mlt2022, 密码: mltspring2022@nju
- (3) pdf 文件命名方式: 学号-姓名-作业号-v 版本号, 例 MG1900000-张三-4-v1; 如果 需要更改已提交的解答,请在截止时间之前提交新版本的解答,并将版本号加一;
- (4) 未按照要求提交作业,或 pdf 命名方式不正确,将会被扣除部分作业分数.

文件夹位置: /C:/Users/mlt2022/hw_submissions/hw4_submission/;

1 [50pts] Rethinking Stability of SVR

教材 5.3.2 节证明了支持向量回归具有替换样本 β -均匀稳定性, 其中 $\beta = \frac{2r^2}{\lambda m}$. 试给出更紧的界, 即 $\beta = \frac{r^2}{\lambda m}$.

Proof.

支持向量机是一类经典的机器学习分类方法,对二分类支持向量机而言考虑示例空间 $\chi \subseteq \mathbb{R}^d$,标记空间 mathcalY = -1, +1,以及训练集 $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2)...(x_m, y_m)\}$ 给定样例 $(x, y) \in \chi \times \mathcal{Y}$ 和 $\omega \in \mathbb{R}^d$,考虑 hinge 函数,有:

 $\ell_{hinge}(\omega, (x, y)) = max(0, 1 - y\omega^T x)$

为了便于讨论,考虑未使用和函数的支持向量机,即目标函数:

$$F_D(\omega) = \frac{1}{m} \sum_{m=1}^{i=1} max(0, 1 - y_i \omega^T x_i) + \lambda ||\omega|^2|$$

给定数据集 $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2)...(x_m, y_m)\}$,对任意 $k \in [m]$,令 $D' = D^{k, z'_k}$ 表示训练集 D 中第 k 个样例被替换为 $z'_k = (\hat{x_k}, \hat{y_k})$ 得到的数据集。令 W_D 和 $W_{\hat{D}}$ 分别表示优化目标函数 $F_D(\omega)$ 和 $F_{D'}(\omega)$ 所得的函数,即 $\omega_D \in argmin_{\omega}F_D(\omega)$ 和 $\omega_{D'} \in argmin_{\omega}F_{D'}(\omega)$

对任意样例 (x,y), 根据 Cauchy-Schwarz 不等式有 $|max(0,1-y\omega_D^Tx)-max(0,1-y\omega_{D'}^Tx)| \le |\omega_D^Tx-\omega_{D'}^Tx|$

 $= |(\omega_D - \omega_{D'})x| \le r||\omega_D - \omega_{D'}||$

 $= \frac{1}{2\lambda m} [\ell_{hinge}(\omega_{D'}, (x_k, y_k)) - \ell_{hinge}(\omega_{D}, (x_k, y_k)) + \ell_{hinge}(\omega_{D}, (x_k', y_k'))] \leq \frac{r}{\lambda m} ||\omega_{D} - \omega_{D'}||$ 由于任意凸函数加入正则项 $\lambda ||\omega||^2$ 变成 2λ -强凸函数,由 $F_D(\omega) = \frac{1}{m} \sum_{m}^{i=1} max(0, 1 - y_i \omega^T x_i) + \lambda ||\omega|^2|$ 可知函数 $F_D(\omega)$ 和 $F_{\hat{D}}(\omega)$ 是 2λ -强凸函数,进一步有

 $F_D(\omega_{D'}) \ge F_D(\omega_D) + \lambda ||\omega_D - \omega_{D'}||^2$

 $F_{D'}(\omega_{D'}) \ge F_{D'}(\omega_D) + \lambda ||\omega_D - \omega_{D'}||^2$

将上述两个式子相加可得:

 $||\omega_D - \omega_{D'}||^2 \le (F_D(\omega_{D'}) - F_D(\omega_D) - F_{D'}(\omega_{D'}) + F_{D'}(\omega_D)/2\lambda)$

 $= \frac{1}{2\lambda m} [\ell_{hinge}(\omega_{D'}, (x_k, y_k)) - \ell_{hinge}(\omega_D, (x_k, y_k)) + \ell_{hinge}(\omega_D, (x_k', y_k'))] \le \frac{r}{\lambda m} ||\omega_D - \omega_{D'}||$

求解上式可得: $||\omega_D - \omega_{D'}|| \leq \frac{r}{\lambda m}$

将上式带入 $|max(0,1-y\omega_D^Tx)-max(0,1-y\omega_D^T,x|\leq |\omega_D^Tx-\omega_D^T,x|$ 可得:

 $|\ell_{hinge}(\omega_D,(x,y)) - \ell_{hinge}(\omega_{D'},(x,y))| \le \frac{r^2}{\lambda m}$

由此可知支持向量积具有替换样例 β -均匀稳定性,并且 $\beta = \frac{r^2}{2m}$

2 [50pts] Generalization and Stability

给定分布 \mathcal{D} , 对任意 $k \in [m]$, 数据集 $\mathcal{D} \sim \mathcal{D}^m$ 和样本 $\mathbf{z} \in \mathcal{X} \times \mathcal{Y}$, 若算法 \mathfrak{L} 满足

$$\begin{vmatrix} \hat{R}(\mathfrak{L}_D) - \sum_{z' \in D^{k,z}} \frac{\ell(\mathfrak{L}_{D^{k,z}}, z')}{m} \end{vmatrix} \leqslant \beta_1 \\ |R(\mathfrak{L}_D) - \mathbb{E}_{z \sim D} \left[\ell(\mathfrak{L}_{D^{k,z}}, z) \right] | \leqslant \beta_2$$

试证明: 对任意 $\epsilon > 0$ 有

$$P_{D \sim \mathcal{D}^m} \left(\left| R\left(\mathfrak{L}_D\right) - \hat{R}\left(\mathfrak{L}_D\right) \right| \geqslant \epsilon + \beta_2 \right) \leqslant 2 \exp\left(\frac{-2\epsilon^2}{m \left(\beta_1 + 2\beta_2\right)^2} \right)$$

Proof.

假设 X_1, X_2, X_n 为独立随机变量,并且这样的 $X_i \in [a_i, b_i]$,则对于任意 t > 0,有 hoeffding 不等式: