

统计机器学习 Homework 06

姓名: 雍崔扬

学号: 21307140051

Problem 1

给定一个二分类训练集 $D_{\text{train}} = \{x^{(i)}, y^{(i)}\}_{i=1}^n$, 其中 $y^{(i)} \in \{-1, 1\}$ 而 $x^{(i)} \in \mathbb{R}^d$
考虑软阈值支持向量机:

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi} \quad & \frac{1}{2} \|w\|_2^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \\ \text{s.t.} \quad & \xi \succeq 1_n - y \odot (w^T x^{(i)} + b) \\ & \xi \succeq 0_n \end{aligned} \quad (\text{P})$$

试求其对偶问题.

Solution:

$$\text{记 } \begin{cases} y = [y^{(1)}, \dots, y^{(n)}]^T \in \mathbb{R}^n \\ X = [x^{(1)}, \dots, x^{(n)}] \in \mathbb{R}^{d \times n} \\ \xi = [\xi_1, \dots, \xi_n]^T \in \mathbb{R}^n \end{cases}$$

定义 **Lagrange 函数**为:

$$\begin{aligned} L(w, b, \xi, \lambda, \nu) &:= \frac{1}{2} \|w\|_2^2 + C \|\xi\|^2 + \lambda^T (1_n - y \odot (X^T w + b 1_n) - \xi) - \nu^T \xi \\ &= \frac{1}{2} \|w\|_2^2 + (1_n - by)^T \lambda - \lambda^T (\text{diag}(y) X^T) w + (C\xi - \lambda - \nu)^T \xi \end{aligned}$$

其中 $\lambda, \nu \in \mathbb{R}_+^n$ 为 Lagrange 乘子.

KKT 条件为:

$$\begin{cases} \nabla_w L(w, b, \xi, \lambda, \nu) = w - X \text{diag}(y) \lambda = 0_d \\ \nabla_b L(w, b, \xi, \lambda, \nu) = -y^T \lambda = 0 \\ \nabla_\xi L(w, b, \xi, \lambda, \nu) = 2C\xi - \lambda - \nu = 0_n \\ \xi \succeq 1_n - y \odot (w^T x^{(i)} + b) \\ \xi \succeq 0_n \\ \lambda \succeq 0_n \\ \nu \succeq 0_n \\ \lambda_i (1 - y^{(i)} (w^T x^{(i)} + b) - \xi_i) = 0 \quad (i = 1, \dots, n) \\ \nu_i \xi_i = 0 \quad (i = 1, \dots, n) \end{cases}$$

定义 **Lagrange 对偶函数**为:

$$\Gamma(\lambda, \nu) := \inf_{w, b, \xi} L(w, b, \xi, \lambda, \nu)$$

$$\begin{aligned} &= \inf_{w, b, \xi} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|_2^2 + (1_n - by)^T \lambda - \lambda^T (\text{diag}(y) X^T) w + (C\xi - \lambda - \nu)^T \xi \right\} \quad \left(\text{substitute } \begin{cases} w = X \text{diag}(y) \lambda \\ y^T \lambda = 0_n \\ 2C\xi - \lambda - \nu = 0_n \end{cases} \right) \\ &= 1_n^T \lambda + \frac{1}{2} \|X \text{diag}(y) \lambda\|_2^2 - \lambda^T (\text{diag}(y) X^T) X \text{diag}(y) \lambda - \frac{1}{4C} \|\lambda + \nu\|^2 \\ &= 1_n^T \lambda - \frac{1}{2} \|X \text{diag}(y) \lambda\|_2^2 - \frac{1}{4C} \|\lambda + \nu\|^2 \end{aligned}$$

于是我们得到软间隔的**对偶问题** (D-punished):

$$\begin{aligned} \max_{\lambda, \nu} \quad & \Gamma(\lambda, \nu) := 1_n^T \lambda - \frac{1}{2} \|X \text{diag}(y) \lambda\|_2^2 - \frac{1}{4C} \|\lambda + \nu\|^2 \\ \text{s.t.} \quad & y^T \lambda = 0 \\ & \lambda \succeq 0_n \\ & \nu \succeq 0_n \end{aligned} \quad (\text{D})$$

Problem 2

通常所说的核函数 $k(\cdot, \cdot)$ 默认是**正定核函数** (positive definite kernel function)

一个对称函数 $k: \mathcal{X} \times \mathcal{X} \mapsto \mathbb{R}$ 构成正定核函数的充要条件如下:

(Mercer 定理, 统计学习方法, 定理 7.5)

设 $k: \mathcal{X} \times \mathcal{X} \mapsto \mathbb{R}$ 是对称函数 (即满足 $k(z, x) = k(x, z)$ ($\forall x, z \in \mathcal{X}$))

则 $k(\cdot, \cdot)$ 为正定核函数当且仅当对于任意正整数 $m \in \mathbb{Z}_+$ 和 $x_1, \dots, x_m \in \mathcal{X}$ 都有 Gram 矩阵半正定.

其中 $x_1, \dots, x_m \in \mathcal{X}$ 的 Gram 矩阵的定义如下:

$$K := [k(x_i, x_j)]_{i,j=1}^m$$

假设 $k_1(\cdot, \cdot)$ 和 $k_2(\cdot, \cdot)$ 都是正定核函数, 试根据 Mercer 定理证明:

- ① 对于任意 $\alpha_1, \alpha_2 \geq 0$, 由 $k(x, z) := \alpha_1 k_1(x, z) + \alpha_2 k_2(x, z)$ 定义的对称函数都是正定核函数
- ② 对于 \mathcal{X} 上的任意实值函数 $f(\cdot)$, 由 $k(x, z) := f(x)f(z)$ 定义的对称函数都是正定核函数
- ③ 由 $k(x, z) = k_1(x, z)k_2(x, z)$ 定义的对称函数是正定核函数
- ④ 对于 \mathcal{X} 上的任意实值函数 $f(\cdot)$, 由 $k(x, z) = f(x)k_1(x, z)f(z)$ 定义的对称函数都是正定核函数

Part (1)

假设 $k_1(\cdot, \cdot)$ 和 $k_2(\cdot, \cdot)$ 都是正定核函数, 试根据 Mercer 定理证明:

对于任意 $\alpha_1, \alpha_2 \geq 0$, 由 $k(x, z) := \alpha_1 k_1(x, z) + \alpha_2 k_2(x, z)$ 定义的对称函数都是正定核函数

Proof:

任意给定正整数 $m \in \mathbb{Z}_+$ 和 $x_1, \dots, x_m \in \mathcal{X}$, 定义:

$$\begin{aligned} K_1 &:= [k_1(x_i, x_j)]_{i,j=1}^m \\ K_2 &:= [k_2(x_i, x_j)]_{i,j=1}^m \\ K &:= [k(x_i, x_j)]_{i,j=1}^m \\ &= [\alpha_1 k_1(x_i, x_j) + \alpha_2 k_2(x_i, x_j)]_{i,j=1}^m \\ &= \alpha_1 K_1 + \alpha_2 K_2 \end{aligned}$$

对于任意 $z \in \mathcal{X}$, 我们都有:

$$\begin{aligned} z^T K z &= z^T (\alpha_1 K_1 + \alpha_2 K_2) z \\ &= \alpha_1 z^T K_1 z + \alpha_2 z^T K_2 z \quad (\text{note that } \alpha_1, \alpha_2 \geq 0) \\ &\geq 0 \end{aligned}$$

这意味着 K 半正定.

根据 Mercer 定理可知由 $k(x, z) := \alpha_1 k_1(x, z) + \alpha_2 k_2(x, z)$ 定义的对称函数是正定核函数.

Part (2)

假设 $k_1(\cdot, \cdot)$ 和 $k_2(\cdot, \cdot)$ 都是正定核函数, 试根据 Mercer 定理证明:

对于 \mathcal{X} 上的任意实值函数 $f(\cdot)$, 由 $k(x, z) := f(x)f(z)$ 定义的对称函数都是正定核函数.

Proof:

任意给定正整数 $m \in \mathbb{Z}_+$ 和 $x_1, \dots, x_m \in \mathcal{X}$, 定义:

$$\begin{aligned} y &:= [f(x_1), \dots, f(x_m)]^T \\ K &:= [k(x_i, x_j)]_{i,j=1}^m \\ &= [f(x_i)f(x_j)]_{i,j=1}^m \\ &= yy^T \end{aligned}$$

对于任意 $z \in \mathcal{X}$, 我们都有:

$$\begin{aligned} z^T K z &= z^T [k(x_i, x_j)]_{i,j=1}^m z \\ &= z^T yy^T z \\ &= (y^T z)^2 \\ &\geq 0 \end{aligned}$$

这意味着 K 半正定.

根据 Mercer 定理可知由 $k(x, z) := f(x)f(z)$ 定义的对称函数是正定核函数.

Part (3)

假设 $k_1(\cdot, \cdot)$ 和 $k_2(\cdot, \cdot)$ 都是正定核函数, 试根据 Mercer 定理证明:

由 $k(x, z) = k_1(x, z)k_2(x, z)$ 定义的对称函数是正定核函数.

- **Definition:**

元素对应相乘的乘积 (entrywise product) 称为 **Hadamard 乘积**, 也称为 **Schur 乘积**

给定 $A, B \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 记 A, B 的 Hadamard 乘积为 $A \odot B := [a_{ij}b_{ij}]_{i,j=1}^{m,n} \in \mathbb{C}^{m \times n}$

- **Lemma 1: (Matrix Analysis 引理 7.5.2)**

对于任意 $A, B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 和 $x, y \in \mathbb{C}^n$, 我们都有:

$$x^H(A \odot B)y = \text{tr}(\text{diag}(\bar{x})A \cdot \text{diag}(y)B^T)$$

Proof:

注意到:

$$\begin{aligned}\text{diag}(\bar{x})A &= [\bar{x}_i a_{ij}]_{i,j=1}^n \\ \text{diag}(y)B^T &= [y_j b_{ji}]_{i,j=1}^n\end{aligned}$$

于是我们有:

$$\begin{aligned}\text{tr}(\text{diag}(\bar{x})A \cdot \text{diag}(y)B^T) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n [\text{diag}(\bar{x})A]_{i,j} [\text{diag}(y)B^T]_{j,i} \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\bar{x}_i a_{ij})(y_j b_{ij}) \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \bar{x}_i (a_{ij} b_{ij}) y_j \\ &= x^H(A \odot B)y\end{aligned}$$

- **Lemma 2: (Schur 乘积定理, Matrix Analysis 定理 7.5.3)**

设 $A, B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为 Hermite 阵:

若 A, B 半正定, 则 $A \odot B$ 半正定.

Proof:

假设 A, B Hermite 半正定.

对于任意 $x \in \mathbb{C}^n$, 记 $C := \text{diag}(x)(B^T)^{\frac{1}{2}} = \text{diag}(x)\bar{B}^{\frac{1}{2}}$

则根据 **Lemma 1** 我们有:

$$\begin{aligned}x^H(A \odot B)x &= \text{tr}(\text{diag}(\bar{x})A \cdot \text{diag}(x)B^T) \\ &= \text{tr}(\text{diag}(\bar{x})A \cdot \text{diag}(x)\bar{B}) \\ &= \text{tr}(\bar{B}^{\frac{1}{2}} \text{diag}(\bar{x})A \cdot \text{diag}(x)\bar{B}^{\frac{1}{2}}) \\ &= \text{tr}(C^H AC)\end{aligned}$$

注意到合同变换保持 Hermite 半正定性, 可知 $C^H AC$ 也为 Hermite 半正定阵.

因此其对角元均为非负实数, 于是有 $x^H(A \odot B)x = \text{tr}(C^H AC) \geq 0$ 成立.

根据 $x \in \mathbb{C}^n$ 的任意性可知 $A \odot B$ Hermite 半正定.

Proof:

任意给定正整数 $m \in \mathbb{Z}_+$ 和 $x_1, \dots, x_m \in \mathcal{X}$, 定义:

$$\begin{aligned}K_1 &:= [k_1(x_i, x_j)]_{i,j=1}^m \\ K_2 &:= [k_2(x_i, x_j)]_{i,j=1}^m \\ K &:= [k(x_i, x_j)]_{i,j=1}^m \\ &= [k_1(x_i, x_j)k_2(x_i, x_j)]_{i,j=1}^m \\ &= K_1 \odot K_2\end{aligned}$$

由于 K_1, K_2 半正定, 故根据 **Lemma 2 (Schur 乘积定理)** 可知 $K = K_1 \odot K_2$ 也半正定.
根据 Mercer 定理可知由 $k(x, z) = k_1(x, z)k_2(x, z)$ 定义的对称函数是正定核函数.

Part (4)

假设 $k_1(\cdot, \cdot)$ 和 $k_2(\cdot, \cdot)$ 都是正定核函数, 试根据 Mercer 定理证明:

对于 \mathcal{X} 上的任意实值函数 $f(\cdot)$, 由 $k(x, z) = f(x)k_1(x, z)f(z)$ 定义的对称函数都是正定核函数.

Proof:

任意给定正整数 $m \in \mathbb{Z}_+$ 和 $x_1, \dots, x_m \in \mathcal{X}$, 定义:

$$\begin{aligned} y &:= [f(x_1), \dots, f(x_m)]^T \\ K_1 &:= [k_1(x_i, x_j)]_{i,j=1}^m \\ K &:= [k(x_i, x_j)]_{i,j=1}^m \\ &= [f(x_i)k_1(x_i, x_j)f(x_j)]_{i,j=1}^m \\ &= \text{diag}(y)K_1\text{diag}(y) \end{aligned}$$

对于任意 $z \in \mathcal{X}$, 我们都有:

$$\begin{aligned} z^T K z &= z^T \text{diag}(y)K_1\text{diag}(y)z \\ &= (\text{diag}(y)z)^T K_1(\text{diag}(y)z) \\ &\geq 0 \end{aligned}$$

这意味着 K 半正定.

根据 Mercer 定理可知由 $k(x, z) = f(x)k_1(x, z)f(z)$ 定义的对称函数是正定核函数.

The End