

核方法

Kernel Method

① 背景介绍

② 正定核

背景介绍 (Introduction)

{ Kernel Method 核方法 (从思想角度)
Kernel Trick 核技巧 (从计算角度)
Kernel Function 核函数

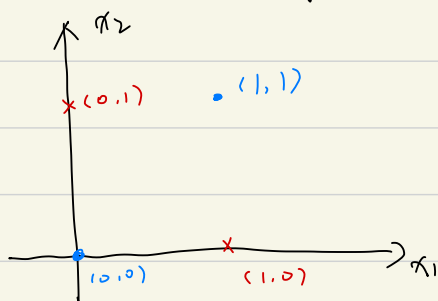
{ 非线性带来高维转换 (从模型角度)
对偶表示带来内积 (从优化角度)

① 非线性带来高维转换

从最基本的线性分类入手:

线性分类 { 感知机 (PLA) $\xrightarrow{\text{允许错误}}$ Pocket Algorithm
硬间隔 SVM 软间隔 SVM

当问题是严格非线性时，如下图（异或问题），引入一个 $\phi(x)$



作用是 $X \xrightarrow{\phi(x)} Z$

↓
source space

↓
feature space.

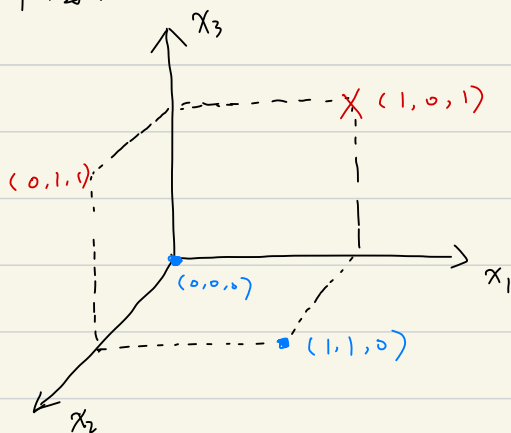
将数据从原始空间映射到特征空间。

针对异或问题，引入 $\phi(x)$ ，使得 $(x_1, x_2) \rightarrow (x_1, x_2, (x_1 - x_2)^2)$

如下图：

= 3维

= 3维



显然此时，在中间取一水平面就可以将数据分开。

Cover Theorem: 高维比低维更容易线性可分。

则严格非线性 $\begin{cases} \phi(x) + \text{PLA} \\ \phi(x) + \text{硬间隔 SVM} \end{cases}$

② 对偶表示带来内积

频率角度，问题最终化为优化问题

Primal Problem

$$\begin{cases} \min_{w, b} \frac{1}{2} w^T w \\ \text{s.t. } y_i (w^T x_i + b) \geq 1, \quad i=1, 2, \dots, N. \end{cases}$$

Dual Problem

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j \phi(x_i)^T \phi(x_j) - \sum_{i=1}^N \lambda_i \\ \text{s.t. } \lambda_i \geq 0, \quad i=1, 2, \dots, N \\ \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0. \end{cases}$$

由于 $\phi(x)$ 未知，且一般情况下， $\phi(x)^T \phi(x')$ 难求，所以引入
Kernel Function，不求 $\phi(x)$ ，直接求 $\phi(x_i)^T \phi(x_j)$

Kernel Function: $K(x, x') = \phi(x)^T \phi(x') = \langle \phi(x), \phi(x') \rangle$

定义: $\forall x, x' \in X, \exists \phi: X \rightarrow Z, \text{ s.t. } K(x, x') = \phi(x)^T \phi(x')$

则称 $K(x, x')$ 是一个核函数。

正定核 (Positive Definite Kernel)

通常情况下, 核函数指的是正定核函数.

两个定义

定义1: $K: \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$, $\forall x, z \in \mathcal{X}$, 有 $K(x, z)$

若 $\exists \phi: \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$, $\phi \in \mathcal{H}$, s.t. $K(x, z) = \langle \phi(x), \phi(z) \rangle$
希尔伯特空间

那么称 $K(x, z)$ 为正定核函数.

定义2: $K: \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$, $\forall x, z \in \mathcal{X}$, 有 $K(x, z)$

如果 $K(x, z)$ 满足: ① 对称性 ② 正定性

则称 $K(x, z)$ 为正定核函数.

① 对称性: $K(x, z) = K(z, x)$

② 正定性: 任取 n 个元素, $x_1, x_2, \dots, x_n \in \mathcal{X}$.

对应的 Gram Matrix 是半正定的

$$K = [K(x_i, x_j)]_{n \times n}$$

要证: $K(x, z) = \langle \phi(x), \phi(z) \rangle \iff$ Gram Matrix 半正定

(对称性太简单, 这里就不说了)

希尔伯特空间：完备的，可能是无限维的，被赋予内积的线性空间。

完备的：对极限是封闭的。假设存在序列 $\{k_n\}$
 $\lim_{n \rightarrow \infty} k_n = K$ 收敛。

内积：
对称性： $\langle f, g \rangle = \langle g, f \rangle$
正定性： $\langle f, f \rangle \geq 0$ ，当且仅当 $f=0$ 时， $\langle f, f \rangle = 0$
线性： $\langle r_1 f_1 + r_2 f_2, g \rangle = r_1 \langle f_1, g \rangle + r_2 \langle f_2, g \rangle$

线性空间：向量空间（加法和数乘是封闭的，即经过加法和数乘之后，仍属于该空间）
完整的定义有8条，这里只作简单说明。

证明: $K(x, z) = \langle \phi(x), \phi(z) \rangle \Leftrightarrow \text{Gram Matrix 半正定}$

必要性证明: (\Rightarrow) (这里只证明必要性).

已知: $K(x, z) = \langle \phi(x), \phi(z) \rangle$, 证 Gram Matrix 半正定, 且 $K(x, z)$ 对称

证: 对称性证明:

$$K(x, z) = \langle \phi(x), \phi(z) \rangle$$

$$K(z, x) = \langle \phi(z), \phi(x) \rangle$$

由于内积运算本身具有对称性

$$\text{则 } K(x, z) = K(z, x),$$

$K(x, z)$ 满足对称性

证明一个矩阵 A 是半正定的方法有以下两种:

① 特征值 ≥ 0

② $\forall \alpha \in \mathbb{R}^n, \alpha^T A \alpha \geq 0$ (充要条件)

由于 Gram Matrix: $K = [K(x_i, x_j)]_{N \times N}$

欲证 K 半正定, 即证: $\forall \alpha \in \mathbb{R}^N, \alpha^T K \alpha \geq 0$.

$$\begin{aligned} \alpha^T \cdot K \cdot \alpha &= (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N) \begin{pmatrix} K_{11} & K_{12} & \dots & K_{1N} \\ K_{21} & K_{22} & \dots & K_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K_{N1} & K_{N2} & \dots & K_{NN} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_N \end{pmatrix} \\ &= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j K_{ij} \quad K_{ij} = K(x_i, x_j) \\ &= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle \\ &= \left[\sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(x_i) \right]^T \cdot \sum_{j=1}^N \alpha_j \phi(x_j) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \left\langle \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi(x_i), \sum_{j=1}^n \alpha_j \phi(x_j) \right\rangle \quad \text{这两个元素值是两同的.} \\
 &= \left\| \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi(x_i) \right\|^2 \quad \text{其实就是同一个元素.} \\
 &\geq 0.
 \end{aligned}$$

故. K 半正定.

则必要性 $K(x, z) = \langle \phi(x), \phi(z) \rangle \Rightarrow$ Gram Matrix 半正定
且 $K(x, z)$ 对称

得证