

# SVM

Half

2022 年 2 月 3 日

## 1 间隔和支持向量

在样本空间中, 我们可以将划分超平面转换为

$$w^T x + b = 0 \quad (1)$$

其中  $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ , 决定了我们的超平面的方向,  $b$  表示的是我们的超平面与远点的距离, 样本中的任意点  $x$  到我们的超平面  $(w, b)$  的距离为  $r = \frac{|w^T x + b|}{\|w\|}$

假设我们的超平面能够将训练样本正确分类, 即对于  $(x_i, y_i) \in D$ , 若  $y_i = +1$ , 则有  $w^T x_i + b > 0$ , 若  $y_i = -1$  则有  $w^T x_i + b < 0$ , 两个异类支持向量到超平面的距离之和为  $r = \frac{2}{\|w\|}$ , 我们将他称为 **margin**

## 2 对偶问题

我们希望通过 2 最大化我们的 **margin** 来得到大间隔划分超平面所对应的模型其中的  $w$  和  $b$  是我们的模型参数

## 3 核函数