

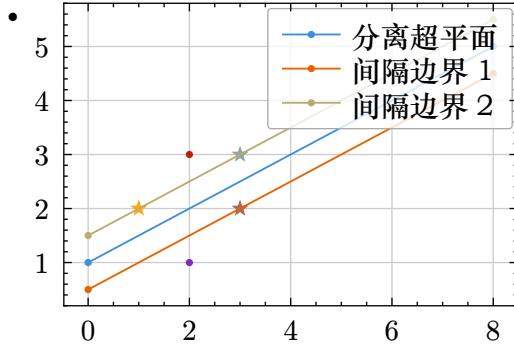
# 机器学习

## 课程作业二

redacted

1. 已知正例点  $x_1 = (1, 2)^T, x_2 = (2, 3)^T, x_3 = (3, 3)^T$ , 负例点  $x_4 = (2, 1)^T, x_5 = (3, 2)^T$ , 试求最大间隔分离超平面和分类决策函数, 并在图中画出分离超平面、间隔边界及支持向量。

- 支持向量为  $x_1, x_3$  (正例) 和  $x_5$  (负例), 超平面方程形式为  $w_1 x^{(1)} + w_2 x^{(2)} + b = 0$ , 即  $w^T x + b = 0$ , 其中  $x^{(1)}, x^{(2)}$  分别为  $x$  的第 1 和第 2 个特征 (坐标)。
- 由支持向量可得约束条件:
  - $w_1 + 2w_2 + b = 1$
  - $3w_1 + 3w_2 + b = 1$
  - $3w_1 + 2w_2 + b = -1$
- 解得  $w = (-1, 2)^T, b = -2$ , 超平面为  $-x^{(1)} + 2x^{(2)} - 2 = 0$ , 分类决策函数为  $f(x) = \text{sign}(-x^{(1)} + 2x^{(2)} - 2)$ 。



- 图中三个星点为支持向量, 分别为  $x_1, x_3, x_5$ 。

2. 设计单层感知机实现逻辑与、或、非运算; 解释单层感知机为什么不能表示异或运算; 设计多层感知机实现异或运算

- 假设输入为 0/1, 激活函数为阶跃函数  $f(x) = 1 \text{ if } x \geq 0 \text{ else } 0$ 。
- 逻辑与: 权重  $w = (1, 1)^T$ , 偏置  $b = -1.5$
- 逻辑或: 权重  $w = (1, 1)^T$ , 偏置  $b = -0.5$
- 逻辑非: 权重  $w = -1$ , 偏置  $b = 0.5$
- 异或真值表为

输入 $x_1$	输入 $x_2$	输出 $y$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

- 二维平面内四个点  $(x_i^{(1)}, x_i^{(2)})$  for  $i$  in  $(1, 4)$  分布在正方形的四个顶点, 其中输出为 0 的点和输出为 1 的点是两条对角线; 而单层感知机对应一条直线, 无法用一条直线将输出为 0 的点和输出为 1 的点分开, 因此单层感知机不能表示异或运算。
- 由于  $x_1 \oplus x_2 = (x_1 \vee x_2) \wedge \neg(x_1 \wedge x_2)$
- 第一层计算 or 和 nand:  $h_1 = g(x_1 + x_2 - 0.5), h_2 = g(-x_1 - x_2 + 1.5)$
- 第二层计算 and:  $y = g(h_1 + h_2 - 1.5)$

3. 描述核化线性降维 (如 KPCA) 与流形学习之间的联系及优缺点。

- 两者都旨在处理非线性数据的降维问题, 克服了传统 PCA 只能处理线性结构的局限。某些流形学习算法 (如 Isomap, LLE) 可以被解释为特定核函数下的 KPCA 的特例 (例如 Isomap 的核矩阵基于测地距离)

优缺点	核化线性降维	流形学习
优点	能够捕获数据的非线性结构；具有显式的投影函数，容易处理新样本；理论基础扎实（核方法）	能够处理非线性数据，能够发现数据的内在几何结构
缺点	核函数的选择（如高斯核、多项式核）对噪声和参数（如邻域大小 $k$ ）敏感；没有通用标准，依赖经验；计算核矩阵复杂度高，存储开销大	通常没有显式的映射函数，难以直接处理新样本（需要重新计算或近似）

4. 试由下表训练数据学习一个朴素贝叶斯分类器并确定  $x = (2, S)^T$  的类标记  $y$ 。表中  $X^{(1)}, X^{(2)}$  为特征，取值的集合分别为  $A_1 = \{1, 2, 3\}$ ,  $A_2 = \{S, M, L\}$ ,  $Y$  为类标记,  $Y \in C = \{1, -1\}$ 。

特征与标记	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
$X^{(1)}$	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3
$X^{(2)}$	S	M	M	S	S	S	M	M	L	L	L	M	M	L	L
$Y$	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1	-1

- 计算先验概率:
  - $P(Y = 1) = \frac{3}{5}$
  - $P(Y = -1) = \frac{2}{5}$
- 计算条件概率:
  - 对于测试样本  $x = (2, S)^T$ :
  - 在  $Y = 1$  类别中,  $P(X^{(1)} = 2 | Y = 1) = \frac{1}{3}$ ;  $P(X^{(2)} = S | Y = 1) = \frac{1}{9}$
  - 在  $Y = -1$  类别中,  $P(X^{(1)} = 2 | Y = -1) = \frac{1}{3}$ ;  $P(X^{(2)} = S | Y = -1) = \frac{1}{2}$
- 计算后验概率:
  - $\text{Score}(Y = 1) = P(Y = 1) \times P(X^{(1)} = 2 | Y = 1) \times P(X^{(2)} = S | Y = 1) = \frac{3}{5} \times \frac{1}{3} \times \frac{1}{9} = \frac{1}{45}$
  - $\text{Score}(Y = -1) = P(Y = -1) \times P(X^{(1)} = 2 | Y = -1) \times P(X^{(2)} = S | Y = -1) = \frac{2}{5} \times \frac{1}{3} \times \frac{1}{2} = \frac{1}{15}$
- 由于  $\text{Score}(Y = -1) > \text{Score}(Y = 1)$ , 故分类器将样本  $x = (2, S)^T$  分类为  $y = -1$ 。