

4.1 补充说明

(1)题中, 部分同学的答案中优化问题中带有变量 μ_i , 即优化目标为

$$\max_{\alpha, \mu} \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^\top \mathbf{x}_j - \sum_{i=1}^m \frac{(\alpha_i + \mu_i)^2}{4C}$$

实际上, $\mu = \mathbf{0}$ 时, 目标函数可以取得最大值, 因此可以直接令 $\mu = \mathbf{0}$, 即得到答案中的形式. 批改作业时, 上式也视为正确.

4.1 补充说明

(2)题中, 部分同学给出的优化问题形式为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}, b, \xi_i, \xi} \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|_2^2 + C\xi \\ \text{s.t.} \quad & y_i (\mathbf{w}^\top \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ & \xi \geq \xi_i \geq 0, i \in [m]. \end{aligned}$$

实际上, 上式中的 $y_i (\mathbf{w}^\top \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i$ 可以放缩为答案中的 $y_i (\mathbf{w}^\top \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi$. 两种形式优化的结果相同, 批改作业时, 上式也视为正确.

4.1 补充说明

(3)题中, 部分同学给出的对偶问题形式为

$$\begin{aligned} \max_{\boldsymbol{\alpha}} \quad & \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i \in [m], \mathbf{x}_i \in D_+ \\ & 0 \leq \alpha_i \leq kC, \quad i \in [m], \mathbf{x}_i \in D_-. \end{aligned}$$

上式中与答案中的对偶问题等价. 批改作业时, 上式也视为正确.

但是, (3)题中, 部分同学未加说明地使用了题目中没有出现的 C_+ 和 C_- 两个符号, 而忽略了 k 倍的条件. 此时会相应扣分.

4.2 Solution

(1) 原问题需要求解 w, b , 因此参数量为 $d + 1$; 对偶问题需要求解 α , 因此参数量为 m .

部分同学的答案中, 原问题的变量中还考虑了 ξ , 即参数量为 $d + m + 1$, 也视为正确.

(2) 对偶问题的求解代码为:

```
1 import cvxpy as cp
2
3 def solve_dual(X, y, C):
4     m = X.shape[0]
5     alpha = cp.Variable(m)
6     y_ = y.reshape(-1, 1)
7     Q = y_ * y_.T * (X @ X.T)
8     loss = 0.5 * cp.quad_form(alpha, Q) - cp.sum(alpha)
9     prob = cp.Problem(cp.Minimize(loss),
10                        [cp.sum(cp.multiply(y, alpha)) == 0,
11                         alpha >= 0,
12                         alpha <= C])
13     prob.solve()
14     return alpha
```

(3) 曲线图为: (图略)

随着 r 的增加, 原问题的求解时间逐渐高于对偶问题的求解时间, 可以大致得出结论, 若样本数量大于维度, 适合求解原问题, 而当维度高于样本数量时, 适合求解对偶问题.

4.3 补充说明

在使用 NumPy 时,一定要利用好其广播的性质,避免使用 `for` 循环(如下代码),否则会大幅增加运算的时间

```
def custom_kernel(X1, X2):  
    """  
    :参数 X1: ndarray, 形状(m, d)  
    :参数 X2: ndarray, 形状(n, d)  
    :返回: 形状为(m, n)的Gram矩阵, 第(i,j)个元素为X1[i]和X2[j]之间的核函数值  
    """  
    m,d = X1.shape  
    n,d = X2.shape  
    Gram = np.zeros(shape=(m,n))  
    for i in range(m):  
        for j in range(n):  
            Gram[i,j] = 1/(1+np.linalg.norm(x=X1[i]-X2[j],ord=2)**2)  
    return Gram
```