# 先端データ解析論 第5回レポート

#### 電子情報学専攻 48-176403 石毛真修

### 2017年5月23日

# 大問 1.

相補条件

$$\alpha_i (y_i \omega^{\mathrm{T}} \mathbf{x}_i - 1 + \xi_i) = 0$$

$$\beta_i \xi_i = 0$$
(1)
(2)

より, 次が成り立つことを示す.

$$\alpha_{i} = 0 \rightarrow y_{i}\omega^{T}\mathbf{x}_{i} \ge 1$$

$$0 < \alpha_{i} < C \rightarrow y_{i}\omega^{T}\mathbf{x}_{i} = 1$$

$$\alpha_{i} = C \rightarrow y_{i}\omega^{T}\mathbf{x}_{i} \le 1$$

$$y_{i}\omega^{T}\mathbf{x}_{i} > 1 \rightarrow \alpha_{i} = 0$$

$$y_{i}\omega^{T}\mathbf{x}_{i} < 1 \rightarrow \alpha_{i} = C$$

$$(3)$$

$$(4)$$

$$(5)$$

$$(6)$$

$$(7)$$

### 証明

(3)

$$\alpha_i + \beta_i = C$$
 より、 $\beta_i = C$ . 式  $(2)$  より、 $\beta_i \neq 0$  なので、 $\xi_i = 0$ . よって、 $y_i \omega^{\mathrm{T}} \mathbf{x}_i - 1 + \xi_i \geq 0$  なので、 $y_i \omega^{\mathrm{T}} \mathbf{x}_i \geq 1$ 

(4)  $\alpha_i + \beta_i = C \ \ \sharp \ \ b, \ \ \beta_i \neq 0. \ \ \ \ \ \ \sharp \ \ \xi_i = 0.$  また、 $\alpha_i \neq 0$  であるので、式 (1) より  $y_i \omega^{\mathrm{T}} \mathbf{x}_i - 1 + \xi_i = 0.$  以上から、 $y_i \omega^{\mathrm{T}} \mathbf{x}_i = 1$ 

(5) 式 (1) より、 $\alpha_i \neq 0$  なので、 $y_i \omega^T \mathbf{x}_i - 1 + \xi_i = 0$ .  $\xi_i \geq 0$  であるので、 $y_i \omega^T \mathbf{x}_i \leq 1$ 

(6) 
$$y_i \omega^{\mathrm{T}} \mathbf{x}_i - 1 > 0 \text{ なので, } y_i \omega^{\mathrm{T}} \mathbf{x}_i - 1 + \xi_i > \xi_i \geq 0.$$
 よって,  $y_i \omega^{\mathrm{T}} \mathbf{x}_i - 1 + \xi_i > 0$  であり, 式 (1) より,  $\alpha_i = 0$ .

$$y_i \omega^{\mathrm{T}} \mathbf{x}_i - 1 < 0$$
 であるので、 $0 \le y_i \omega^{\mathrm{T}} \mathbf{x}_i - 1 + \xi_i < \xi_i$ . よって、 $\xi_i > 0$ . これと式  $(2)$  より、 $\beta_i = 0$ .  $\alpha_i + \beta_i = C$  なので、 $\alpha_i = C$ .

## 大問 2.

線形モデル  $f_{\omega,b}(\mathbf{x}) = \omega^{\mathrm{T}} + b$  に対する SVM の劣勾配アルゴリズムを実装する.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib
" ritting
p_rs = np.random.RandomState(15)
theta = np.zeros(n)
b = 0
 def f_th(x):
    global theta, b, X
    return x @ X @ theta + b
 def sub_diff(i, k):
    """Sub_differentiate by k_th theta"""
    global theta, b, X, y
    if 1 - y[i] * f_th(X[:, i]) > 0:
        return - y[i] * np.matmul(X[:, k], X[:, i])
            else:
return 0
 def sub_diff_b(i):
    """Sub_differentiate by b"""
    global theta, b, X, y
    if 1 - y[i] * f_th(X[:, i]) > 0:
        return - y[i]
    else:
                                                                                                                                                                                                                                 \mathbf{c}
                        return 0
 def update_theta(k, lamb=0.01):
    """Return update for k_th theta"""
    global theta, n
    val = lamb * theta[k]
    for i in range(n):
       val += sub_diff(i, k)
    return val
 def update_b():
    """Return update for b"""
    global n
    val = 0
    for i in range(n):
      val += sub_diff_b(i)
    return val
 iter_num = 200
for l in range(iter_num):
    eps = 0.1
    new_theta = np.copy(theta)
    for i , t in enumerate(theta):
        new_theta[i] -= eps * update_theta(i)
    b -= eps * update_b()
    theta = new_theta
 w = X @ theta

print(w)
 # Show result
plt.scatter(X[0, np.where(Y==1)], X[1, np.where(Y==1)], c='r', marker='x')
plt.scatter(X[0, np.where(Y==-1)], X[1, np.where(Y==-1)], c='b', marker='o')
_x = np.linspace(-10, 10)
plt.plot(_x, b - _x * w[0] / w[1])
plt.ylim(-10, 10)
plt.slim(-10, 10)
plt.show()
```

このコードを実行すると次のような結果を得た、

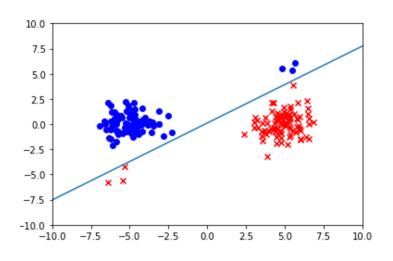


図 1: SVM の直線による分類