

SVM

Soft-margin SVM

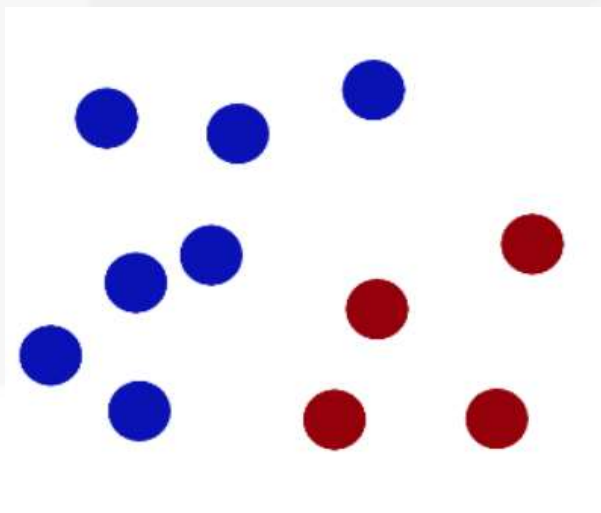


SVM

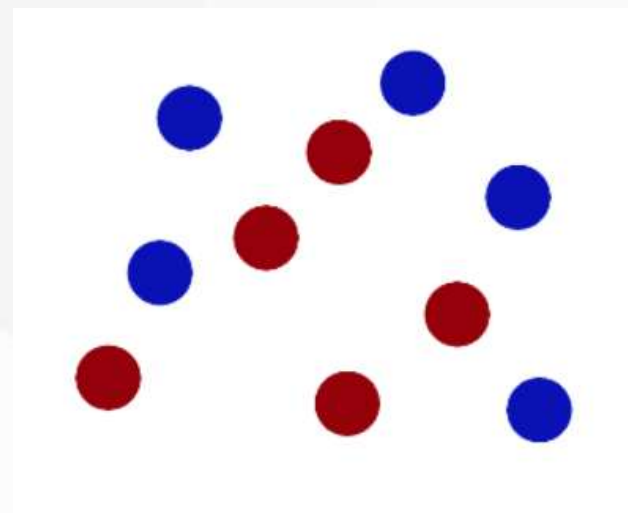
功能

主要可以解決：

線性可分類問題



非線性可分類問題



SVM

Optimization

- 目的是為了找到最好的Hyperplane(最大margin)

SVM

Optimization

hyperplane : $w^T \cdot x + b = 0$

- 將式子看成向量形式。

例子： $2x + 3y + z + 1 = 0$

$w = (2, 3, 1)$, $x = (x, y, z)$, $b = 1$

※法向量

SVM

Optimization

二維空間點 (x, y) 到直線 $ax+by+c=0$ 的距離公式是：

$$\frac{|Ax + By + C|}{\sqrt{A^2 + B^2}}$$

↓ 延伸

n維空間點 (x_1, x_2, \dots, x_n) 到 $w^T \cdot x + b = 0$ 的距離公式是：

$$\frac{|w^T x + b|}{||w||}$$

$$||w|| = \sqrt{w_1^2 + w_2^2 + w_3^2 + \dots + w_n^2}$$

SVM

Optimization

$$d = \frac{|w^T x + b|}{||w||}$$

根據Support vector的定義，Support vector到超平面的距離為margin，且其他點到超平面的距離大於margin。

⇒

$$\begin{cases} \frac{w^T x + b}{||w||d} \geq 1 & y = 1 \\ \frac{w^T x + b}{||w||d} \leq -1 & y = -1 \end{cases}$$

SVM

Optimization

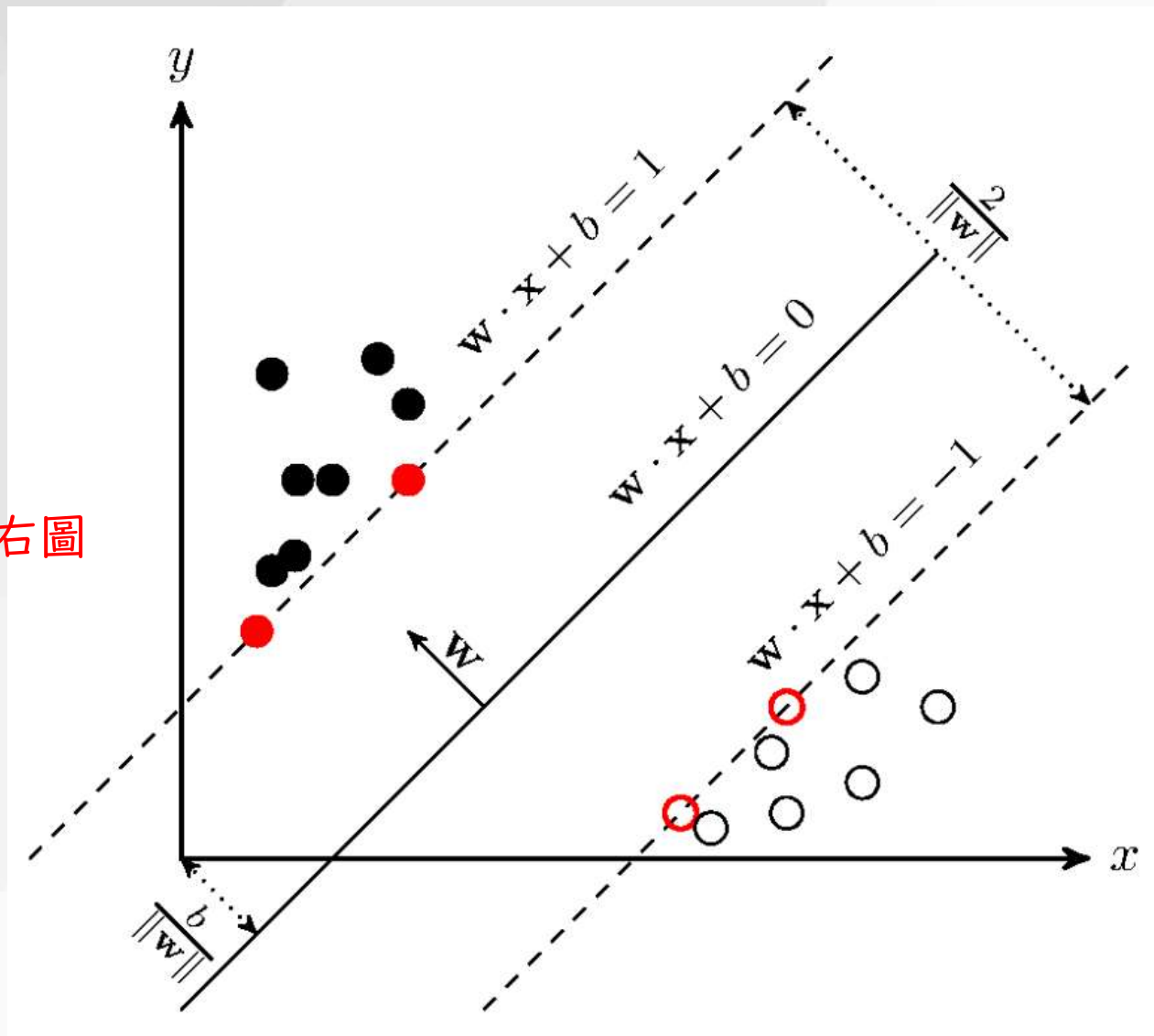
$$\begin{cases} w^T x + b \geq 1 & y = 1 \\ w^T x + b \leq -1 & y = -1 \end{cases}$$

簡化

$$y(w^T x + b) \geq 1$$

將Data set裡的點帶入公式，
 ≥ 1 的分成一群， ≤ -1 的分成一群

※藉著這個公式並帶入點可以得到右圖



SVM

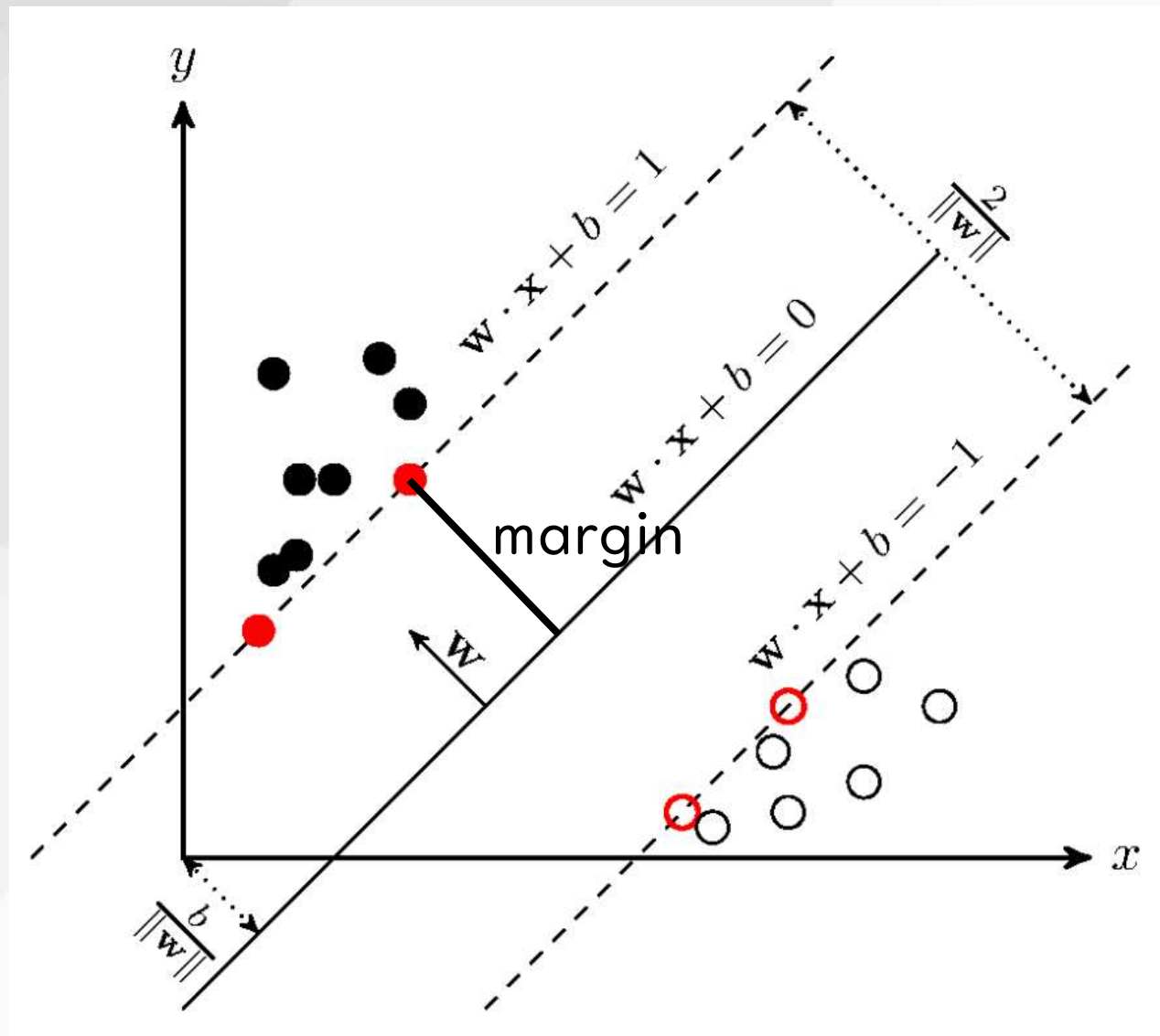
Optimization

Recall：目的是要找最大margin，margin是距離

margin = support vector到
hyperplane的距離

$$= \frac{|w^T x + b|}{\|w\|}$$

$$= \frac{y(w^T x + b)}{\|w\|}$$



SVM

Optimization

得到margin =

$$\frac{y(w^T x + b)}{\|w\|}$$

而SVM求最大margin

⇒

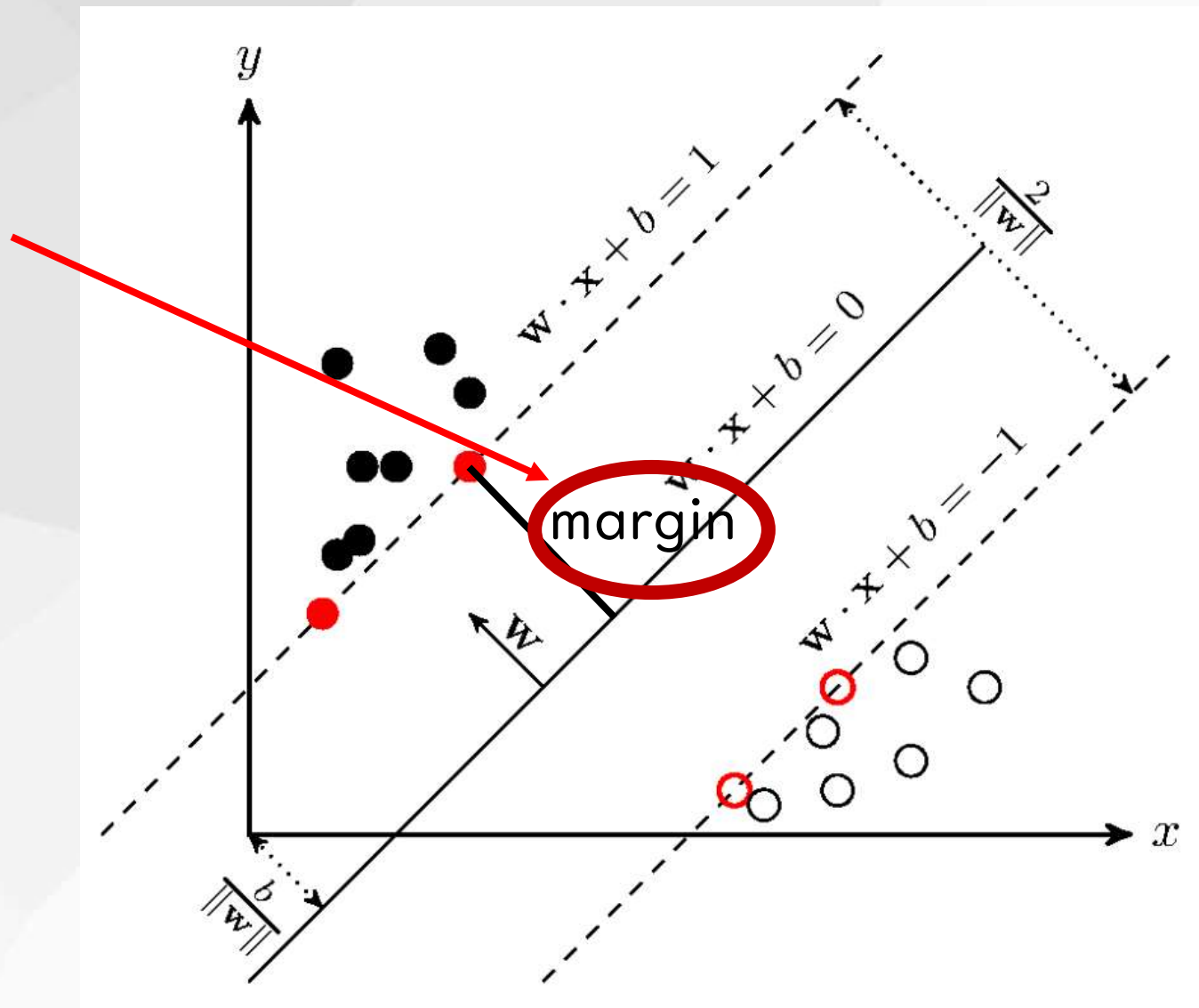
$$\max 2 * \frac{y(w^T x + b)}{\|w\|}$$

※方便推導用

※一長串東西 = 1

⇒

$$\max \frac{2}{\|w\|}$$



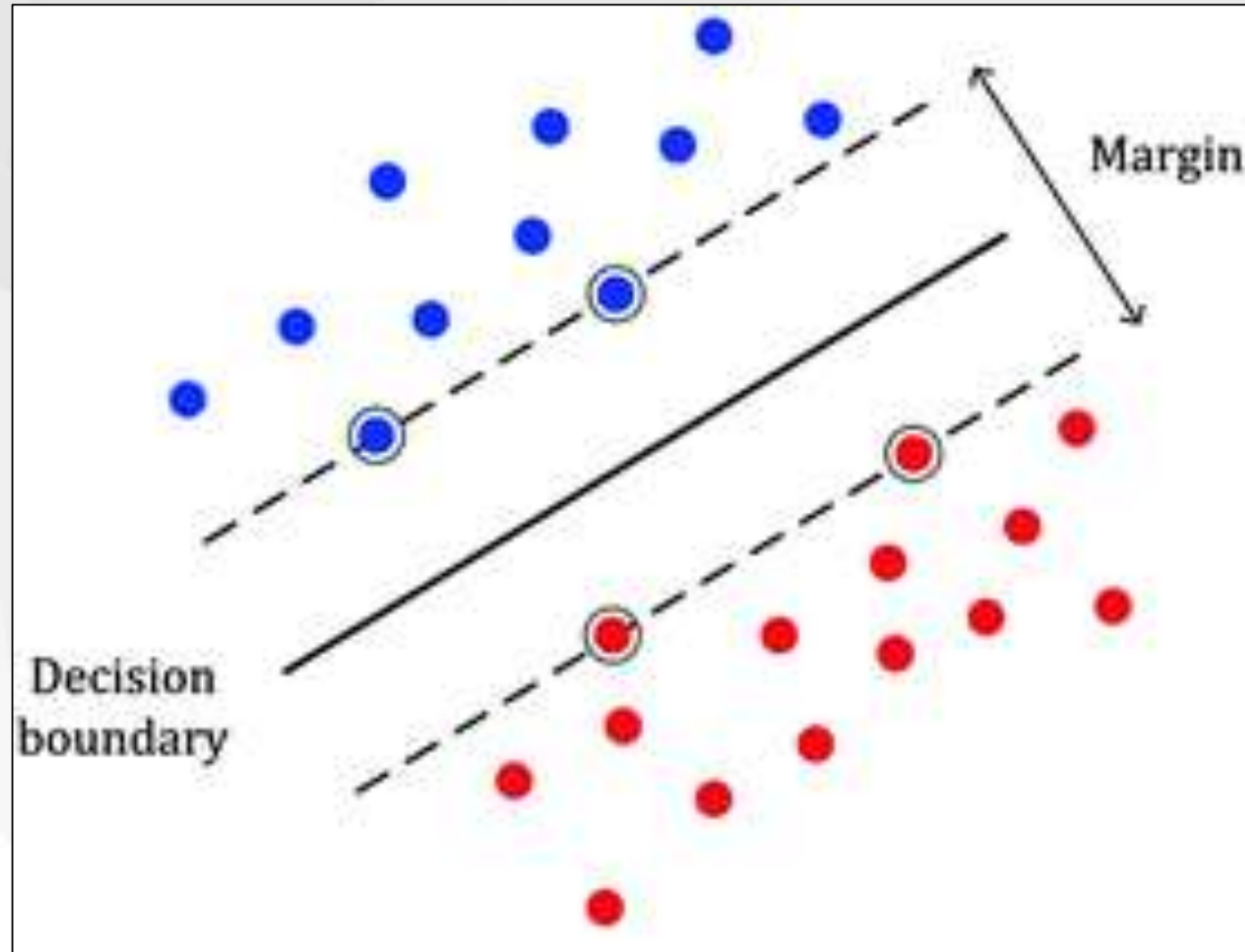
SVM

Optimization

最後得到我們知道我們要求的是：

$$\max \frac{2}{||w||} \Rightarrow \min \frac{1}{2} ||w|| \quad s.t. \quad y_i (w^T x_i + b) \geq 1$$

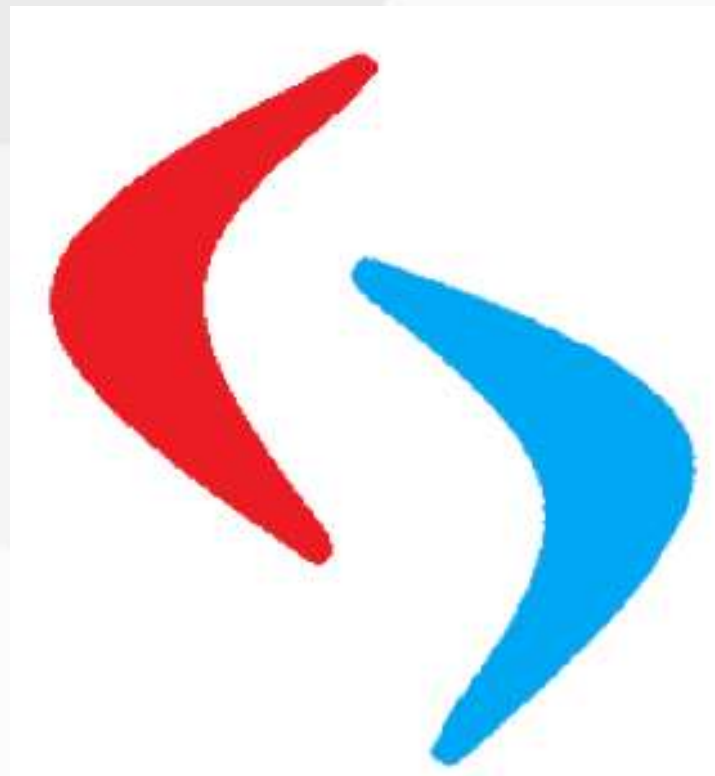
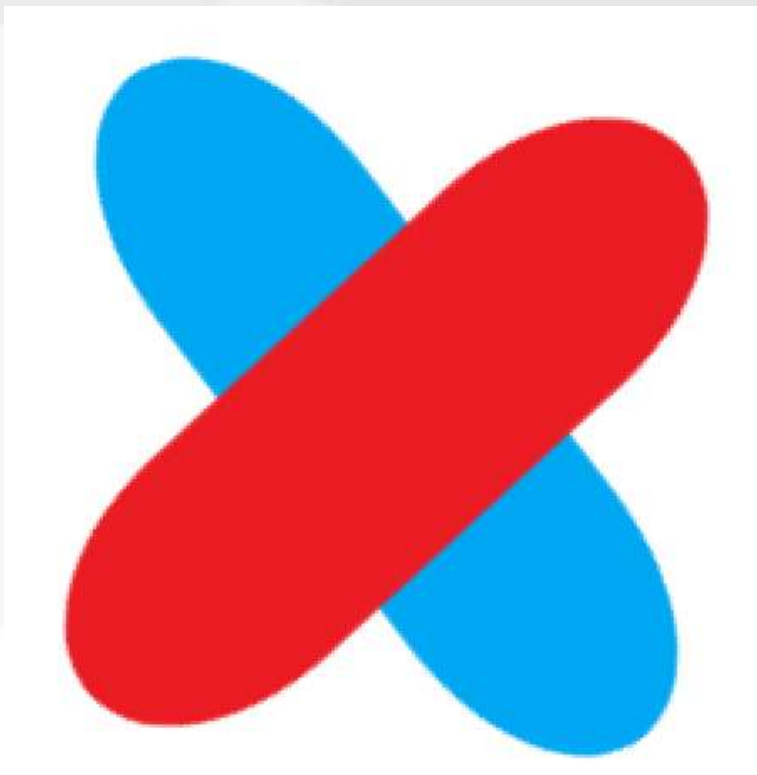
Hard-margin



Hard-margin

Problems

- 找不到完美的hyperplane

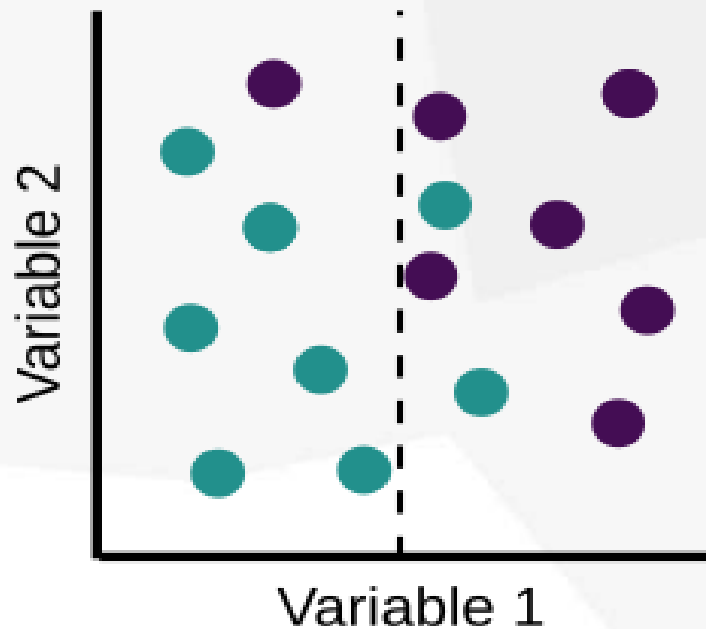


Hard-margin

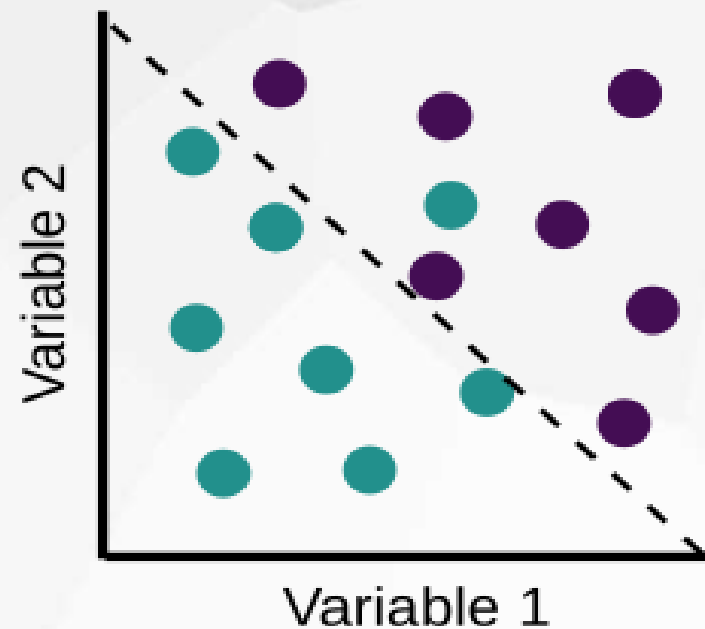
Problems

- Overfitting

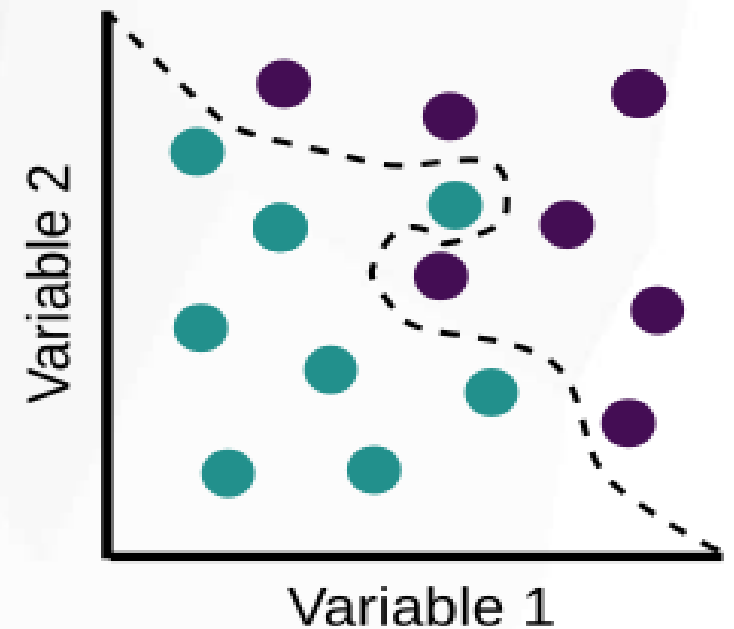
Underfit



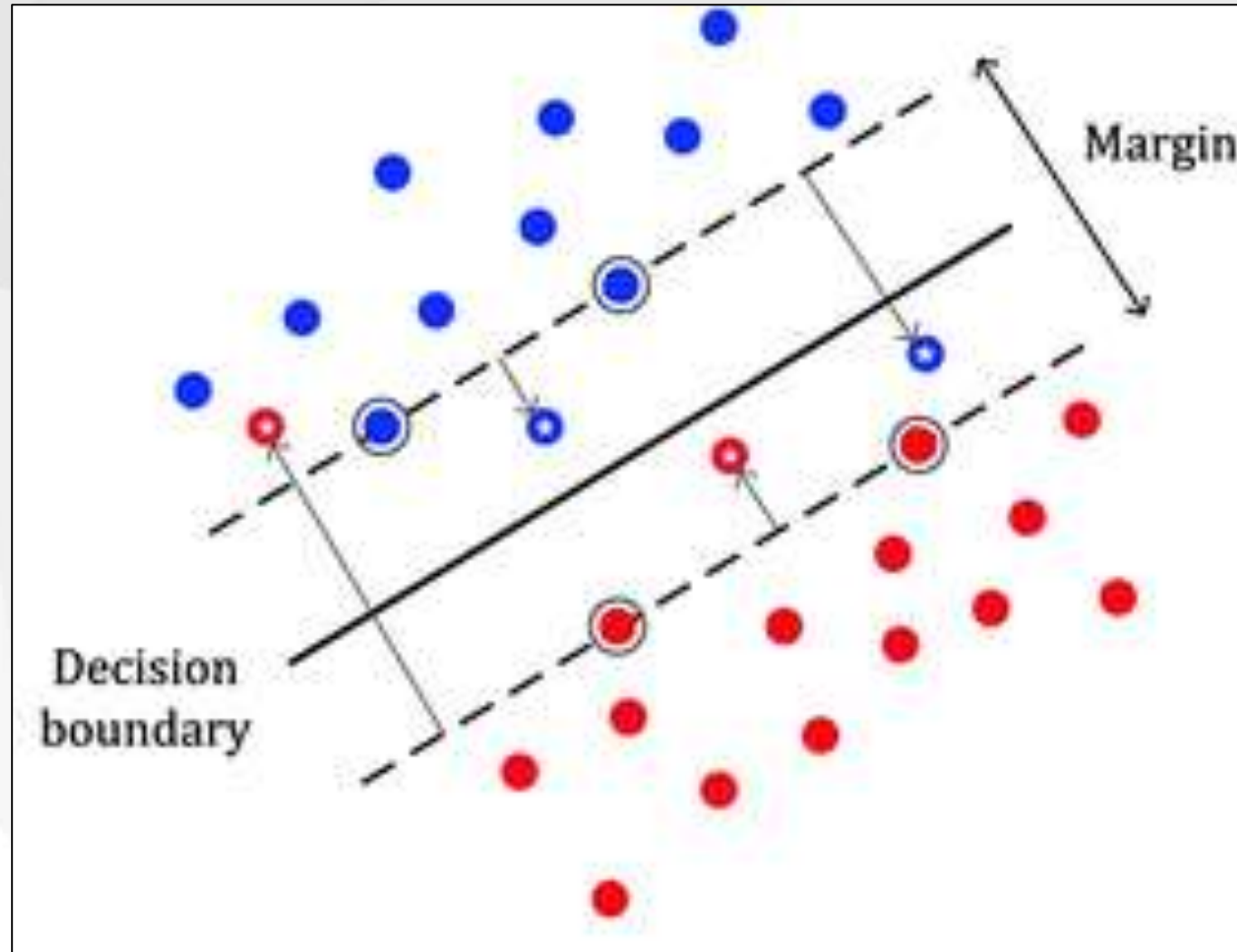
Optimal



Overfit



Soft-margin



Soft-margin

difference

加入了懲罰參數“c” & 容忍誤差“ ξ ” (ksi)

$$\min_{w, \xi_i} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

$$y_i (w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i$$

Soft-margin

difference

ξ (ksi)

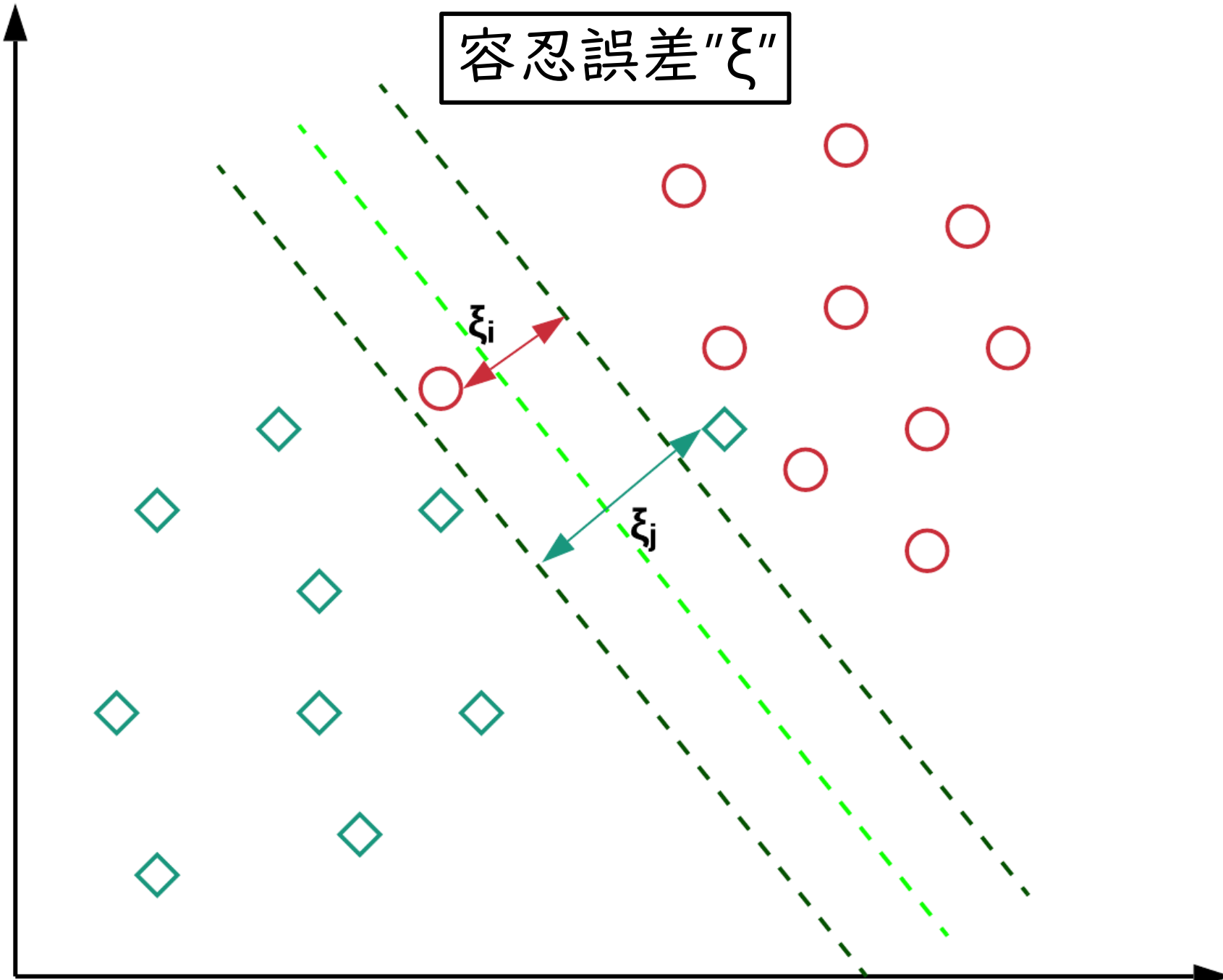
容忍誤差" ξ "：錯誤的Data與邊界的距離

懲罰參數" c "：負責控制 ξ 總和的影響程度

$$\min_{w, \xi_i} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i$$

容忍誤差" ξ "



懲罰參數“c”

$$\min_{w, \xi_i} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i$$

C increase $\Rightarrow \sum_{i=1}^n \xi_i$ decrease $\Rightarrow \xi_i$ decrease

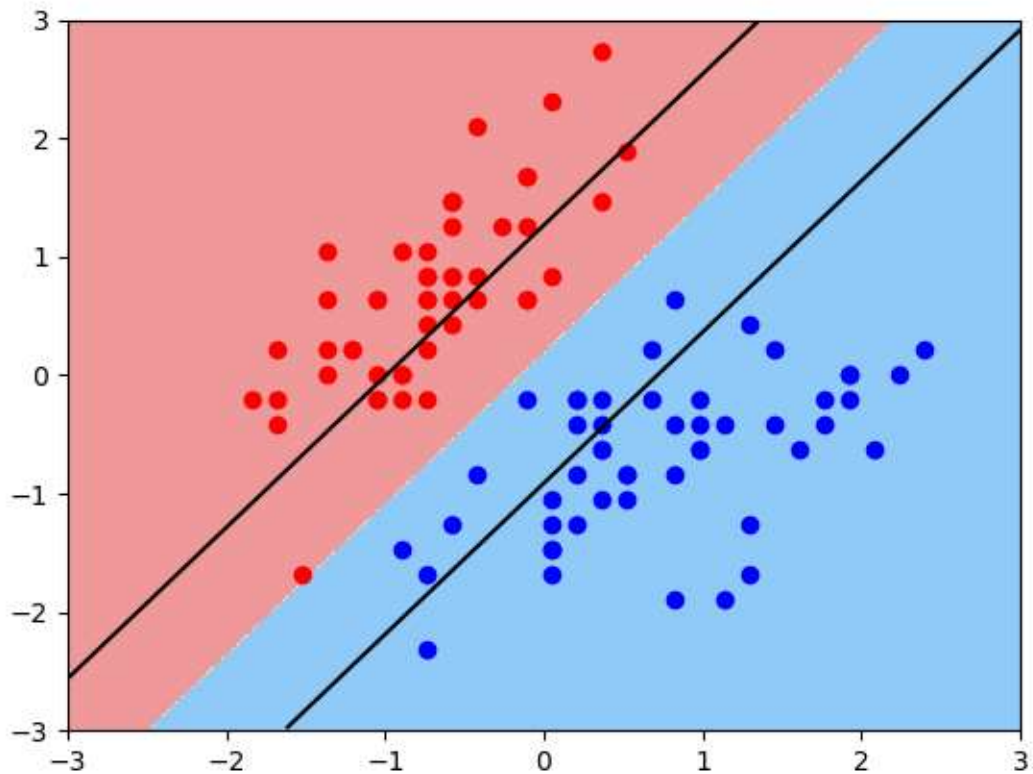
\Rightarrow Margin decrease

✖ c越大越嚴格，越小越鬆散

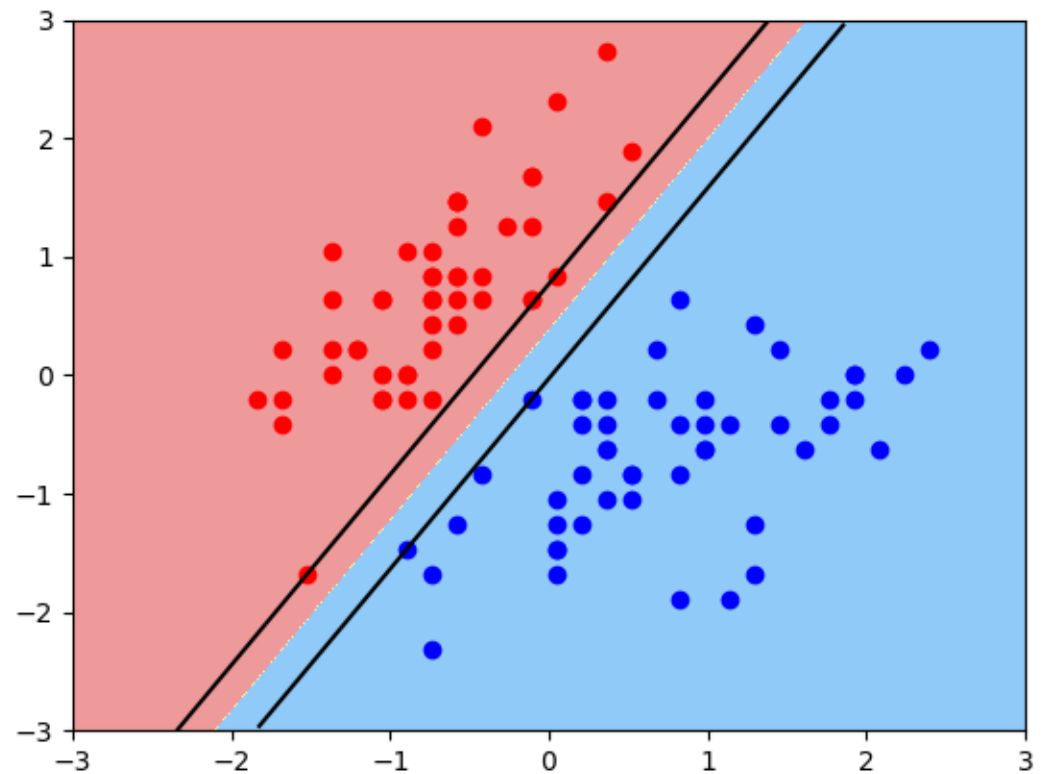
懲罰參數“c”

$$\min_{w, \xi_i} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

$C = 1$



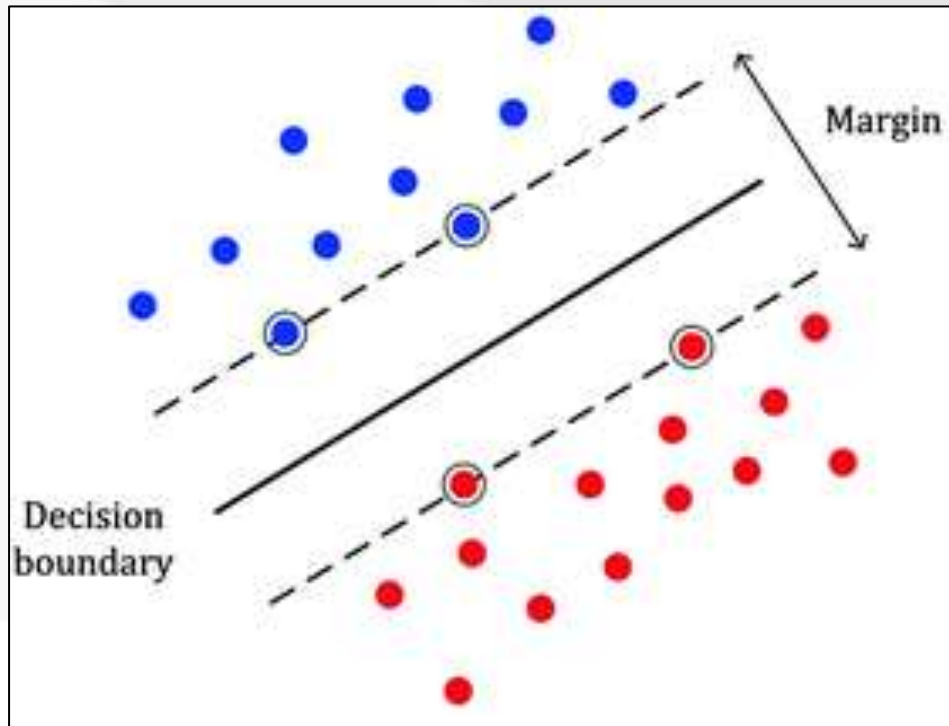
$C = 1e9$



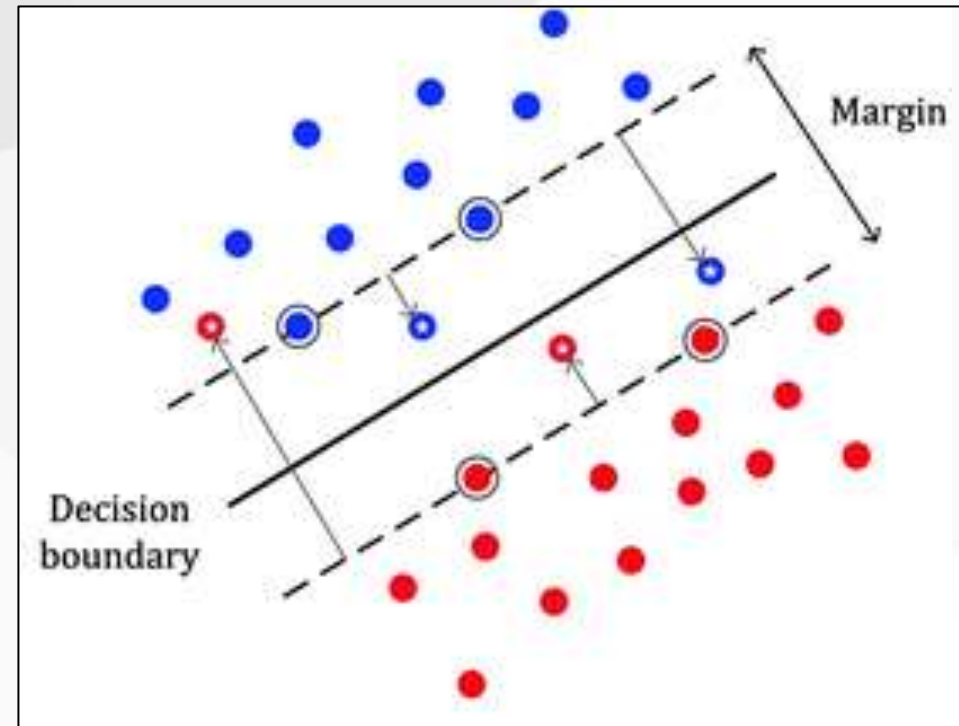
SVM

比較-圖型

Hard-margin



Soft-margin



SVM

比較-數學

Hard-margin

$$\min_w \frac{1}{2} w^T w$$

Soft-margin

$$\min_{w, \xi_i} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$