



*Machines à vecteurs supports et dualité*

Samuel GALLAY et Tristan DELBENDE

15 novembre 2022

## Problème primal

Minimiser  $f(x)$  avec  $h_i(x) \leq 0$  pour  $1 \leq i \leq n$ .

## Lagrangien

$$L(x, u) = f(x) + \sum_{i=1}^n u_i h_i(x)$$

## Fonction duale de Lagrange

$$g(u) = \min_x L(x, u)$$

## Problème dual

Maximiser  $g(u)$  avec  $u_i \geq 0$  pour  $1 \leq i \leq n$ .

## Théorème : dualité faible

$$g^* \leq f^*$$

Peut-on avoir dualité forte, *i.e.*  $g^* = f^*$  ?

## Conditions de Slater

Les  $h_i$  et  $f$  sont convexes, et il existe  $x_0$  tel que  $h_i(x_0) < 0$  pour  $0 \leq i \leq n$ .

## Théorème : dualité forte

Sous les conditions de Slater,  $g^* = f^*$ .

On se place dans les conditions de Slater, et on suppose que  $f$  et les  $h_i$  sont  $\mathcal{C}^1$ .

## Théorème : KKT

$x^*$  et  $u^*$  satisfont les conditions de KKT ssi  $x^*$  et  $u^*$  sont solutions du problème primal et dual.

## Conditions de Karush Kuhn et Tucker

Stationarité :

$$\nabla f(x) + \sum_{i=1}^n u_i \nabla h_i(x) = 0$$

Complémentarité :

$$u_i h_i(x) = 0 \text{ pour tout } i$$

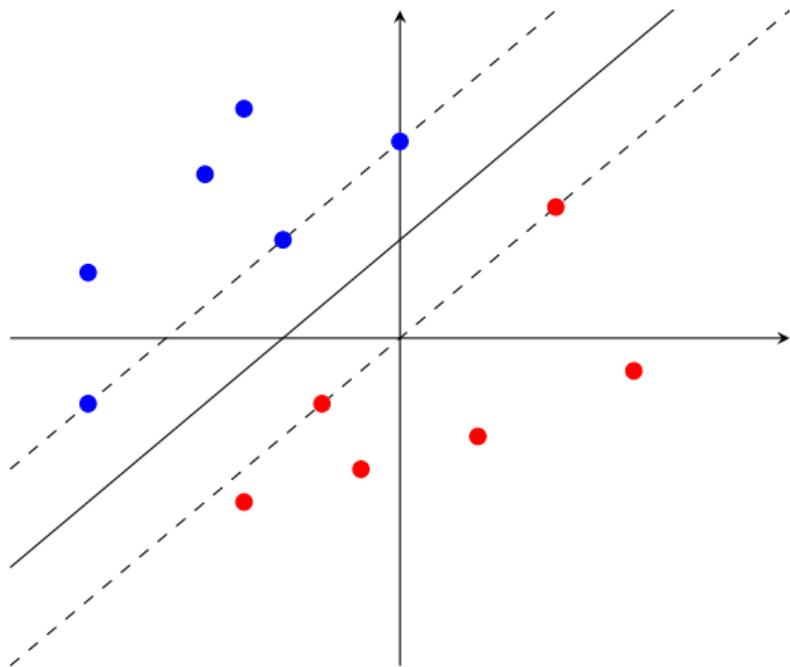
Faisabilité primale :

$$h_i(x) \leq 0 \text{ pour tout } i$$

Faisabilité duale :

$$u_i \geq 0 \text{ pour tout } i$$

# Présentation du problème



## Problème initial

Données :  $(x_1, y_1) \dots (x_n, y_n) \in \mathbb{R}^d \times \{+1, -1\}$ .

But : les séparer par un «bon» hyperplan  $H$ .

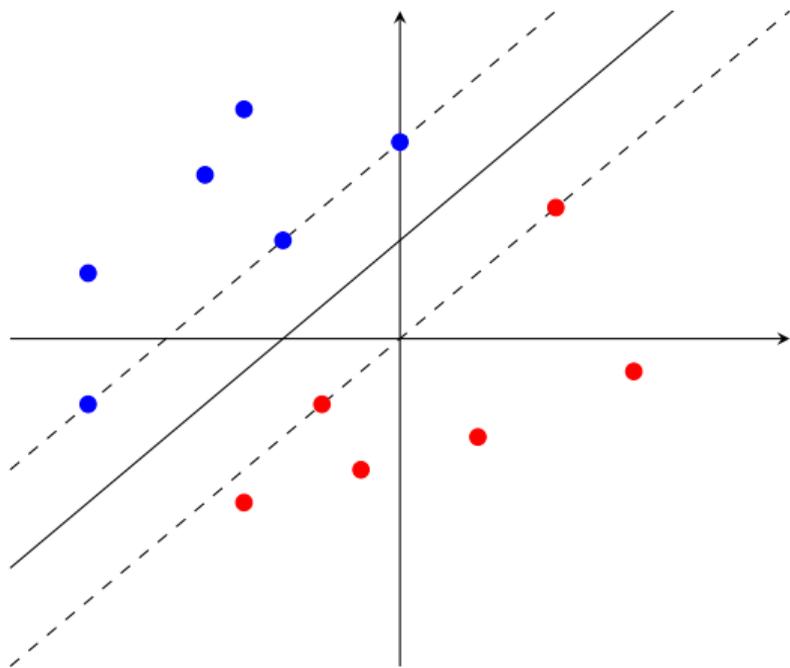
## Données linéairement séparable

Hypothèse : existence d'un hyperplan qui sépare les données.

Marge d'un hyperplan  $H : \langle w, x \rangle + b = 0$

$$m(H) = \min_i d(H, x_i) = \min_i \frac{|\langle w, x_i \rangle + b|}{\|w\|}$$

## Présentation du problème II



### Problème initial formalisé

Maximiser  $m(H)$  où  $H : \langle w, x \rangle + b = 0$   
avec  $\forall i, y_i (\langle w, x_i \rangle + b) > 0$ .

### Reformulation équivalente

Minimiser  $\frac{1}{2} \|w\|^2$   
avec  $\forall i, 1 - y_i (\langle w, x_i \rangle + b) \leq 0$ .

### Dualité forte

On constate que les conditions de Slater sont vérifiées.

## Problème dual

Maximiser  $\min_{w,b} L(w, b, u)$  sur  $u$  avec  $\forall i, u_i \geq 0$

## Problème dual équivalent I

Maximiser  $L(w, b, u)$  sur  $w, b$ , et  $u$   
avec  $\forall i, u_i \geq 0$  et  $\partial_{w,b} L(w, b, u) = 0$ .

## Problème dual équivalent II

Maximiser  $\sum_i u_i - \frac{1}{2} \left\| \sum_i u_i y_i x_i \right\|^2$   
avec  $\forall i, u_i \geq 0$  et  $\sum_i u_i y_i = 0$ .

$$\begin{aligned} L(w, b, u) &= \frac{1}{2} \|w\|^2 + \sum_{i=1}^n u_i (1 - y_i (\langle w, x_i \rangle + b)) \\ &= \frac{1}{2} \|w\|^2 + \sum_{i=1}^n u_i - \left\langle w, \sum_i u_i y_i x_i \right\rangle + b \sum_i u_i y_i \end{aligned}$$

Reformulation des contraintes :

$$w = \sum_i u_i y_i x_i \text{ et } \sum_i u_i y_i = 0$$

Alors

$$L(w, b, u) = -\frac{1}{2} \left\| \sum_i u_i y_i x_i \right\|^2 + \sum_i u_i$$

# Récupération de la solution au problème primal

## Existence de solutions

S'il existe au moins un point de chaque couleur, alors le problème primal possède une solution.

## Programmation convexe quadratique

Le problème dual possède une solution ssi le problème primal possède une solution.

## Problème dual équivalent II (rappel)

Maximiser  $\sum_i u_i - \frac{1}{2} \left\| \sum_i u_i y_i x_i \right\|^2$   
avec  $\forall i, u_i \geq 0$  et  $\sum_i u_i y_i = 0$ .

Soit  $u^*$  une solution au problème dual, et  $(w^*, b^*)$  solution au problème primal.

## Expression de $w^*$ et $b^*$ en fonction de $u^*$

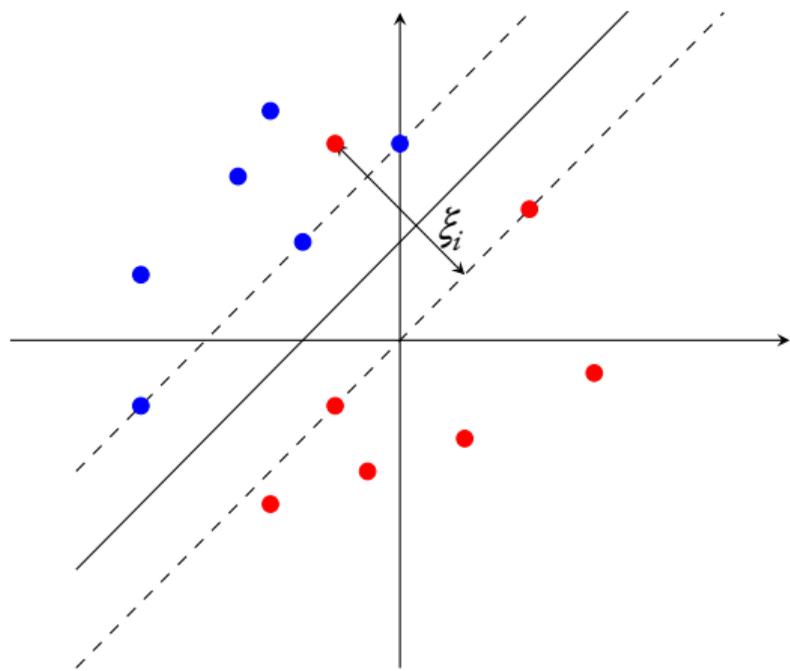
Stationarité :  $w^* = \sum_i u_i^* y_i x_i$  et  $\sum_i u_i y_i = 0$ .

Complémentarité :  $u_i^* (1 - y_i (\langle w^*, x_i \rangle + b^*)) = 0$ .

## Avantages du problème dual

Contraintes plus simples, permet l'utilisation de noyaux...

## Cas des données non séparables



### Problème initial

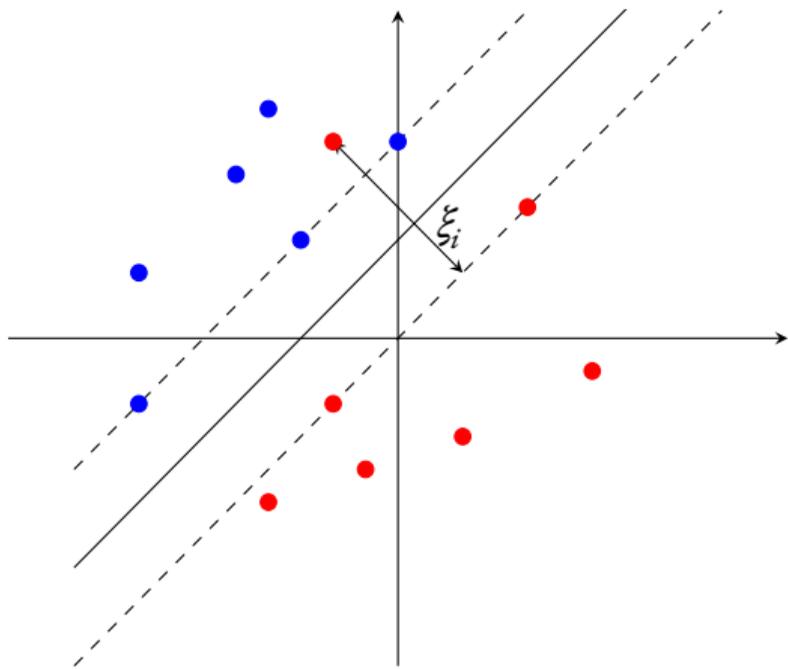
Données :  $(x_1, y_1) \dots (x_n, y_n) \in \mathbb{R}^p \times \{+1, -1\}$ .

But : les séparer par un hyperplan  $H$  en autorisant des erreurs.

### Variables ressorts

On introduit les variables ressorts  $\xi_i$  qui modélisent l'écart entre  $x_i$  et la marge quand les  $x_i$  sont du mauvais côté de l'hyperplan.

## Cas des données non séparables



### Nouveau problème primal

Minimiser  $\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i^d$   
avec  $\forall i, 1 - y_i (\langle w, x_i \rangle + b) - \xi_i \leq 0$  et  $\xi_i \geq 0$ .

### Dualité forte

On constate que les conditions de Slater sont vérifiées.

### Existence de solution primale

Il existe une solution primale.

## Problème dual simplifié, $d = 1$

$$\text{Maximiser } \sum_{i=1}^n u_i - \frac{1}{2} \left\| \sum_i u_i y_i x_i \right\|^2$$

$$\text{avec } 0 \leq u_i \leq C \text{ et } \sum_{i=1}^n u_i y_i = 0$$

## Problème dual simplifié, $d = 2$

$$\text{Maximiser } \sum_{i=1}^n u_i - \frac{1}{2} \left\| \sum_i u_i y_i x_i \right\|^2 - \frac{1}{4C} \sum_i u_i^2$$

$$\text{avec } 0 \leq u_i \text{ et } \sum_{i=1}^n u_i y_i = 0$$

## Dans les cas $d = 1$ ou $d = 2$

Le problème dual possède une solution *ssi* le problème primal possède une solution.

## Récupération de la solution primale

$$w = \sum_i u_i y_i x_i$$

Il est aussi possible de récupérer  $b$ .