

SVM

SUPPORT VECTOR MACHINE SÉPARATEUR À VASTE MARGE

Mohamed Heny SELMI

MÉTHODES SUPERVISÉES

$$Y = f(X_1, X_2, X_3, \dots, X_n)$$



Arbre de décision

- Modèle à base de règles logiques
- **ordre de séparation de données**

Régression Linéaire

- Modèle à base de coefficients estimateurs
- **Modèle complet, avec sélection de variables, individus atypiques**

SVM

- **Classifieur Linéaire ou Classifieur Non Linéaire**
- **Hyperplan séparateur, marge maximale**

Régression Logistique

- **Modèle à base de coefficients classifieurs**
- **Fonction de lien Π , Fonction Gaussienne / LOGIT**

Analyse Linéaire Discriminante

- **Modèle de Scoring**

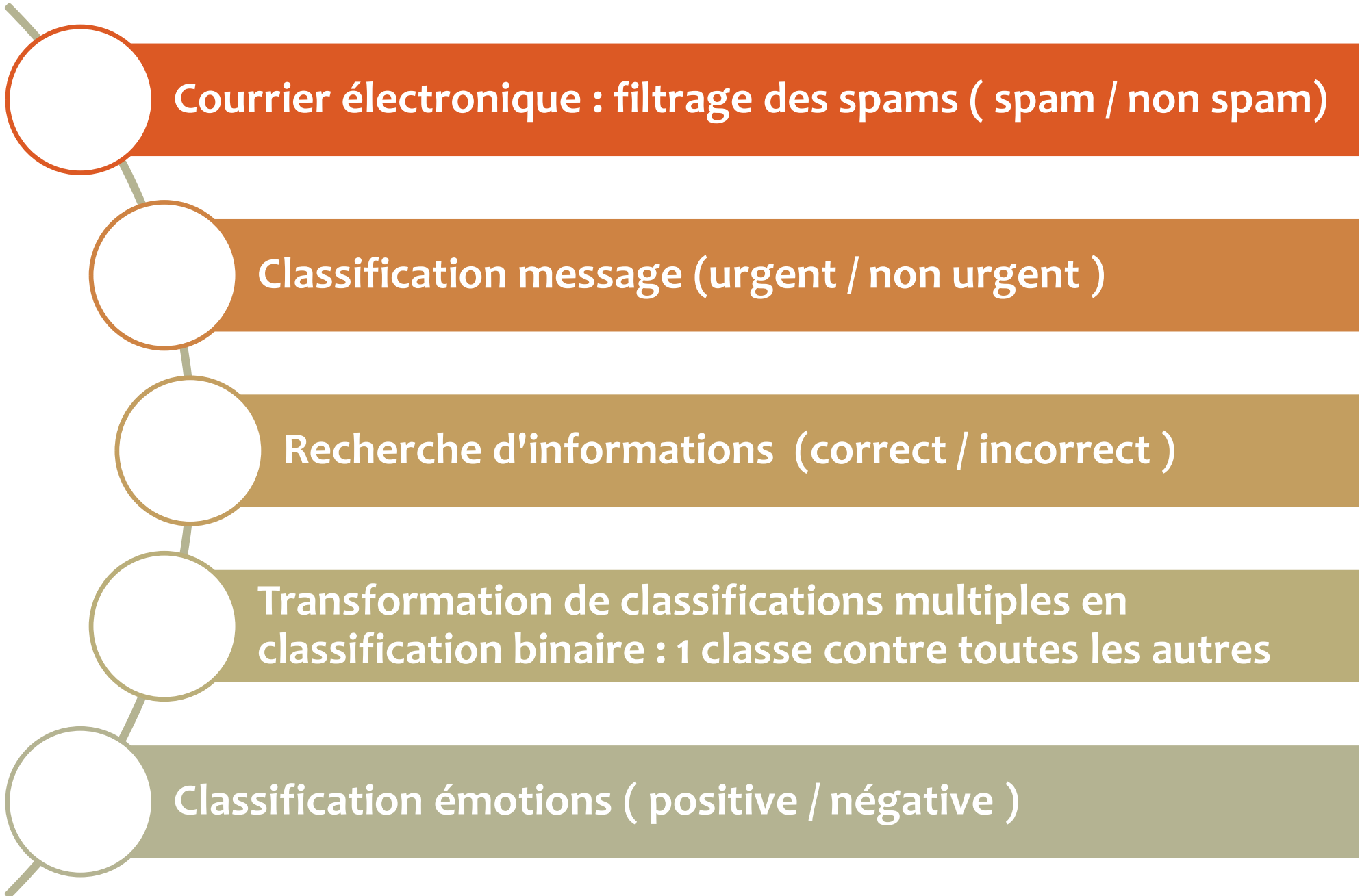
Réseaux de Neurones

- **Modèle d'Apprentissage Artificielle**

KNN

- **Modèle de classement informé**

EXEMPLE D'UTILISATION DU CLASSIFIEUR À VASTE MARGE



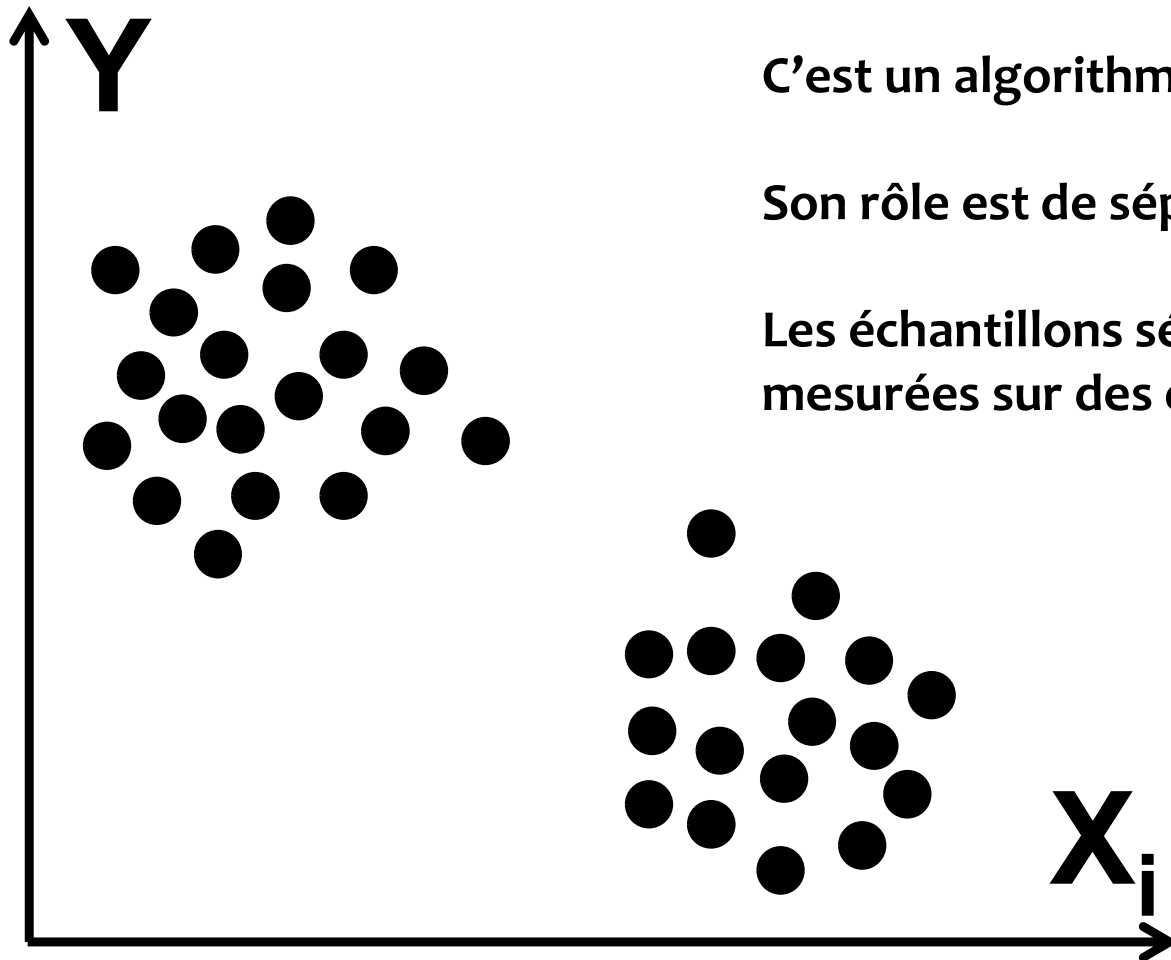
Qu'est-ce qu'un classifieur



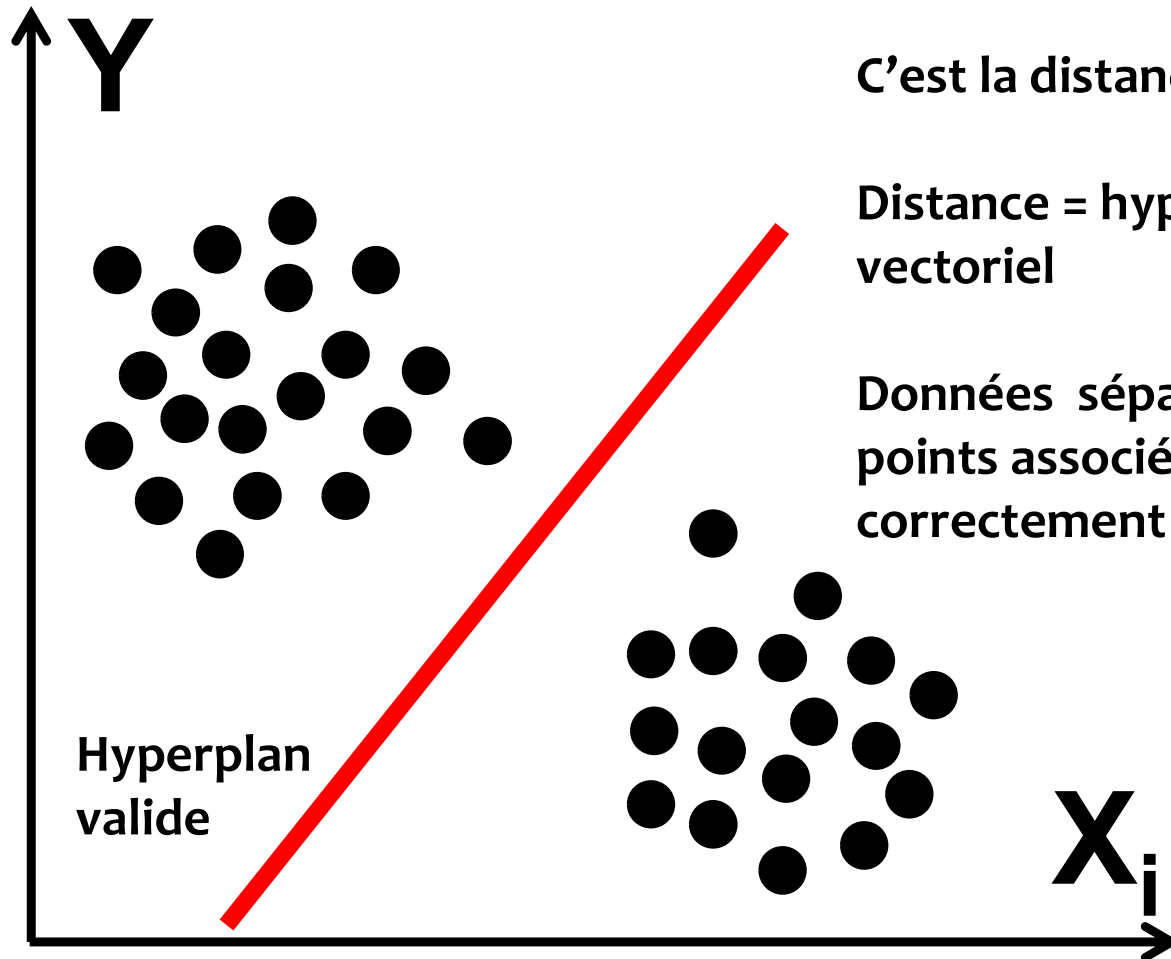
C'est un algorithmes de classement statistique.

Son rôle est de séparer des échantillons

Les échantillons séparés ont des propriétés similaires, mesurées sur des observations



Qu'est-ce qu'une marge ?

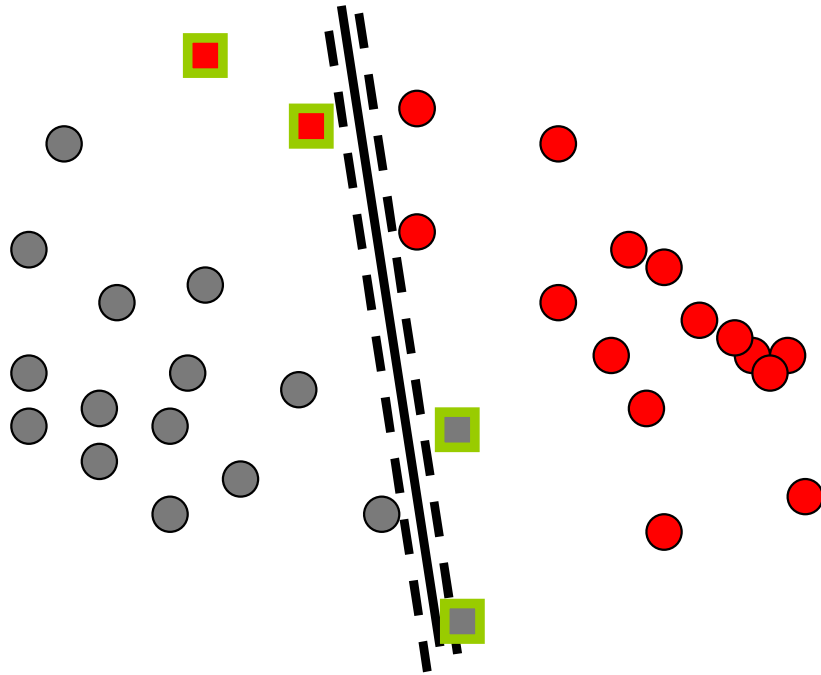


C'est la distance entre les échantillons séparés

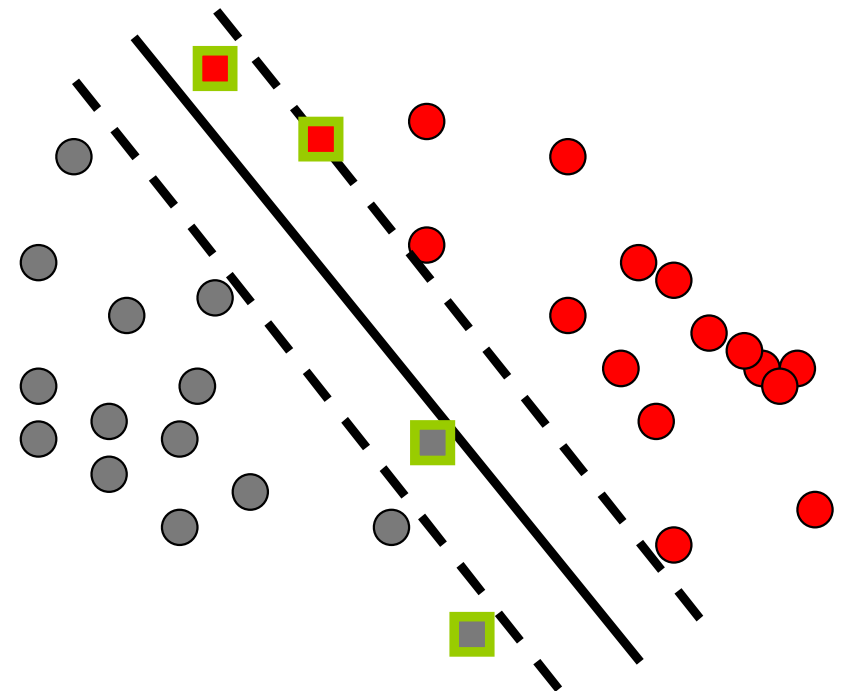
Distance = hyperplan : Plan de séparation - Espace vectoriel

Données séparables linéairement : si tous les points associés aux données peuvent être séparés correctement par une frontière linéaire

CHOIX D'UN CLASSIFIEUR À VASTE MARGE



MAUVAIS



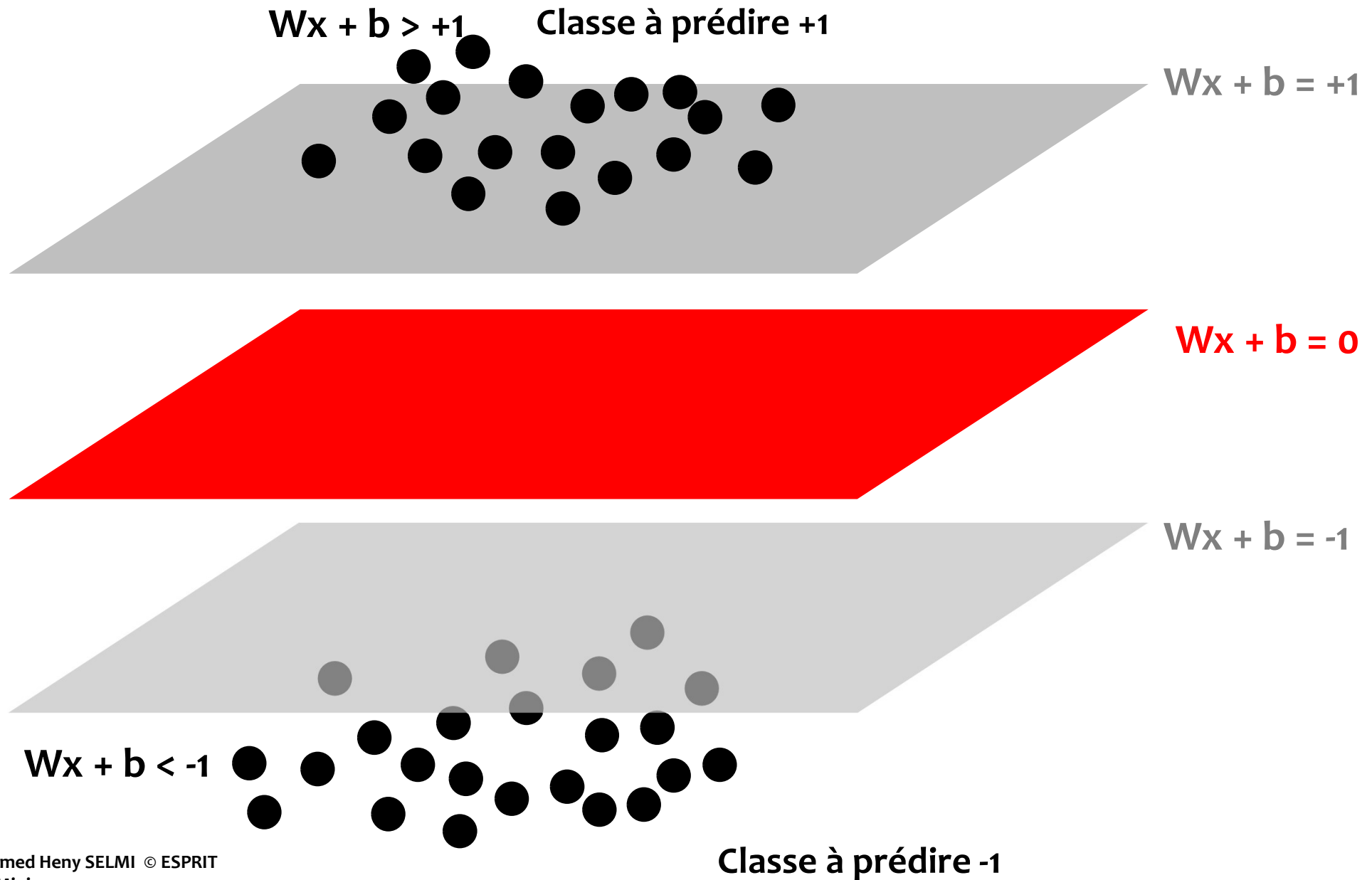
BON

On cherche h sous forme d'une fonction linéaire : $h(x) = w.x + b$

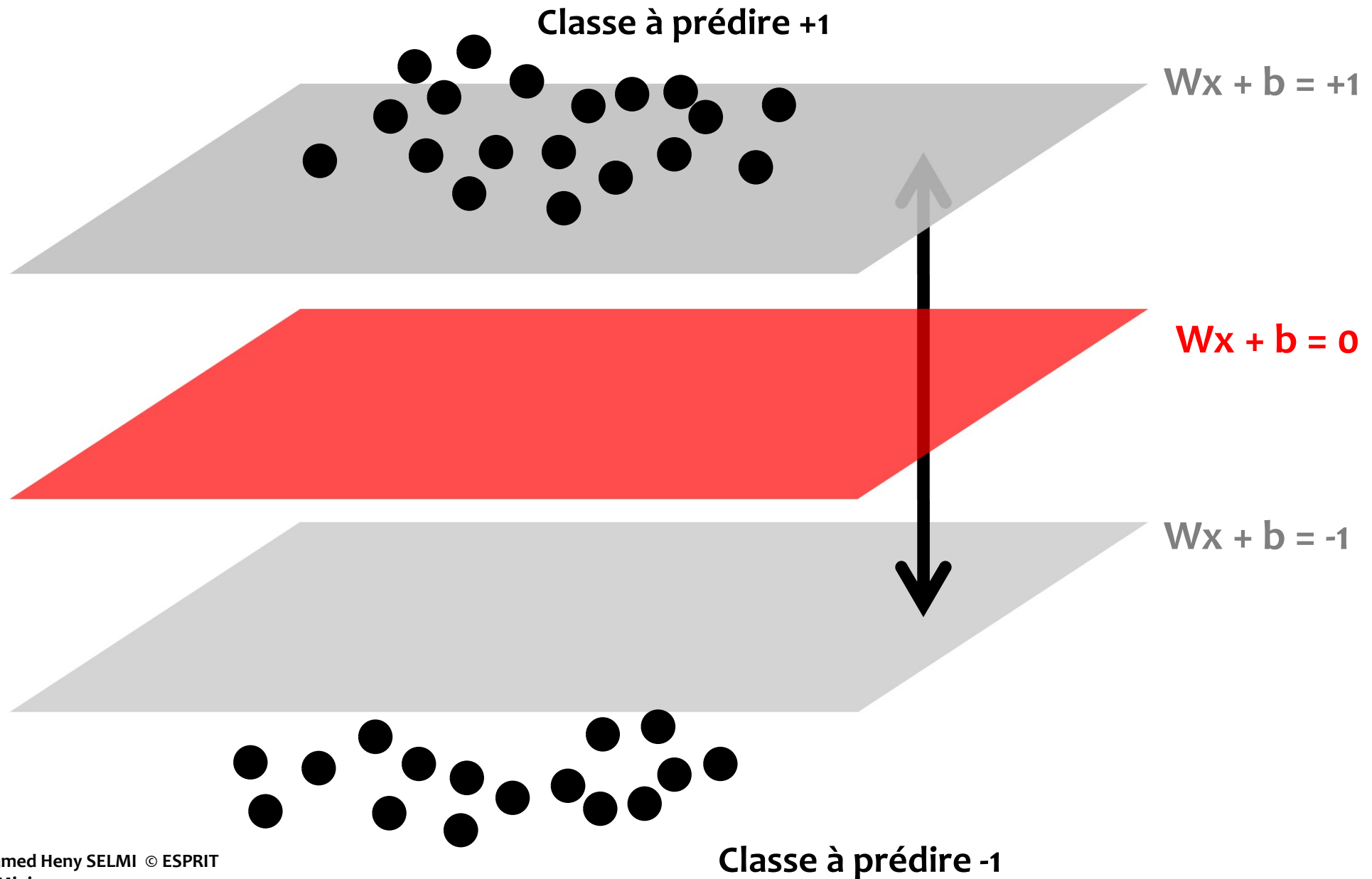
La surface de séparation est donc l'hyperplan $w.x + b = 0$

$w.x + b = 0$ est valide si x est sur la marge

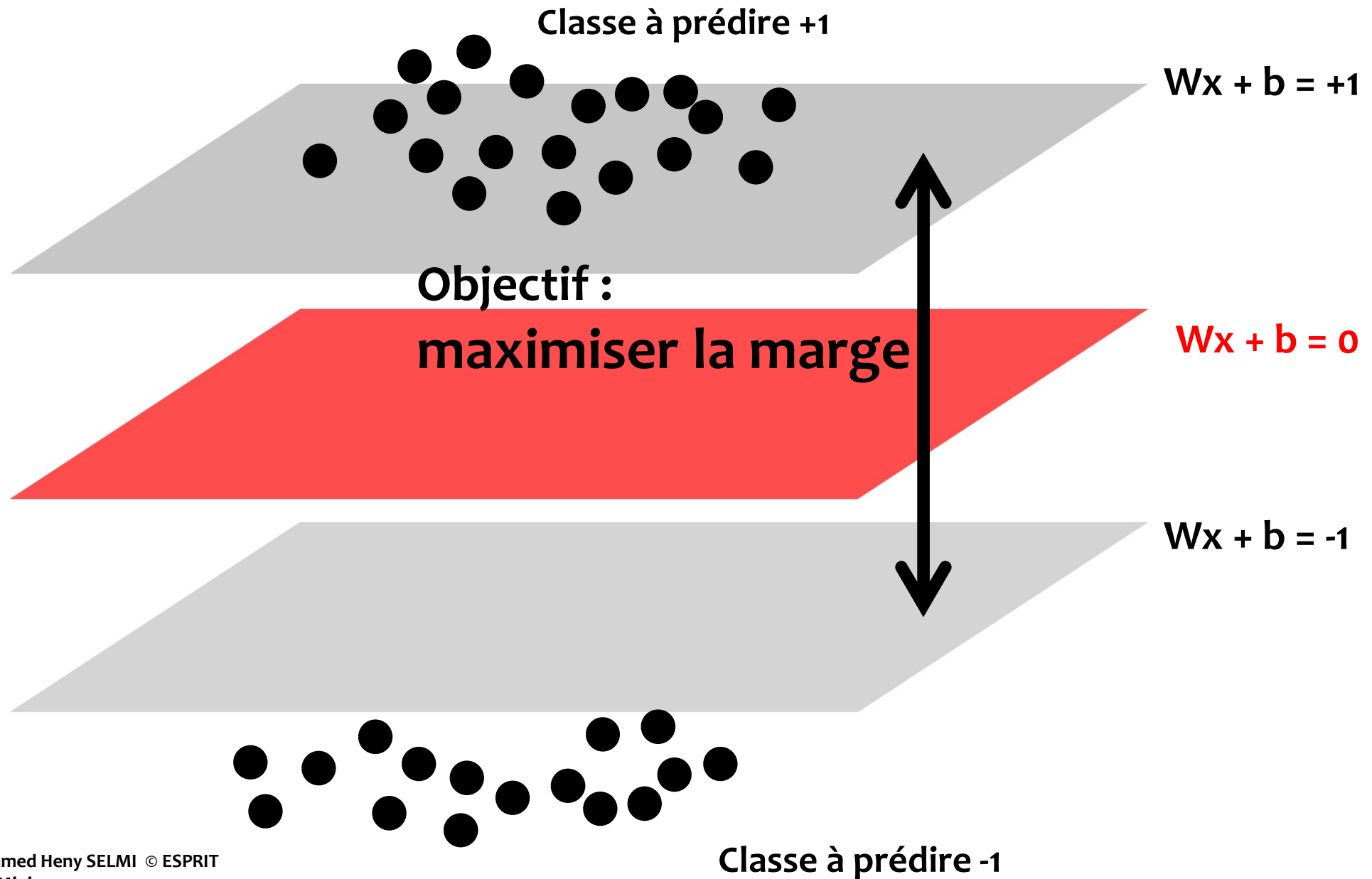
HYPERPLANS SÉPARATEURS



MARGE MAXIMALE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS

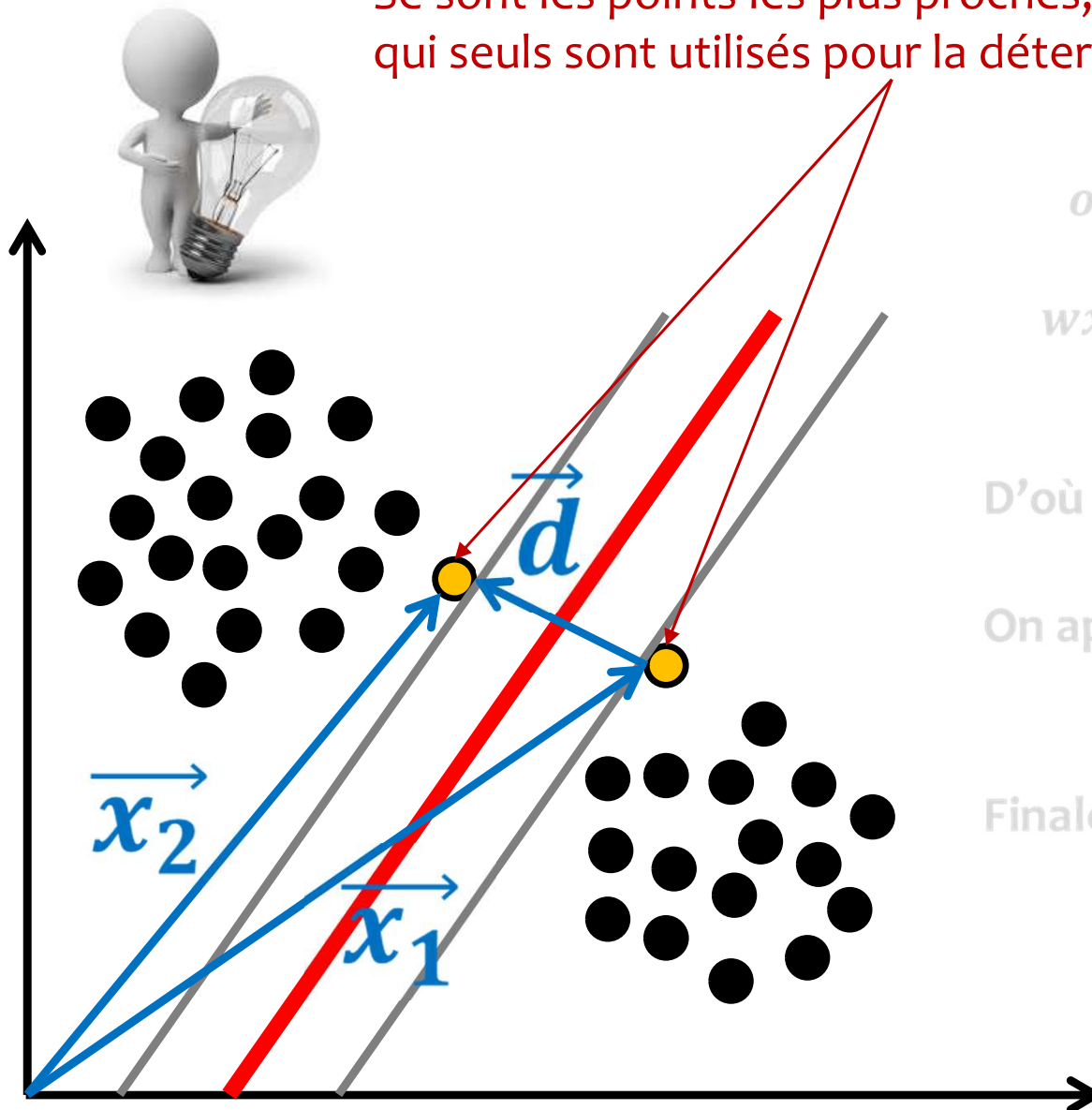


MARGE MAXIMALE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



LES VECTEURS SUPPORTS MACHINES

Vecteurs supports (Support vector machine):
Se sont les points les plus proches,
qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan



$$\begin{aligned}\vec{x}_2 &= \vec{x}_1 + \vec{d} \\ \vec{x}_2 - \vec{x}_1 &= \vec{d} \\ w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) &= w \cdot \vec{d} \\ \text{or } wx_2 + b &= +1 \text{ et } wx_1 + b = -1 \\ \text{donc} \\ wx_2 + b - wx_1 - b &= +1 - (-1) = 2 \\ wx_2 - wx_1 &= 2 \\ w(x_2 - x_1) &= 2\end{aligned}$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

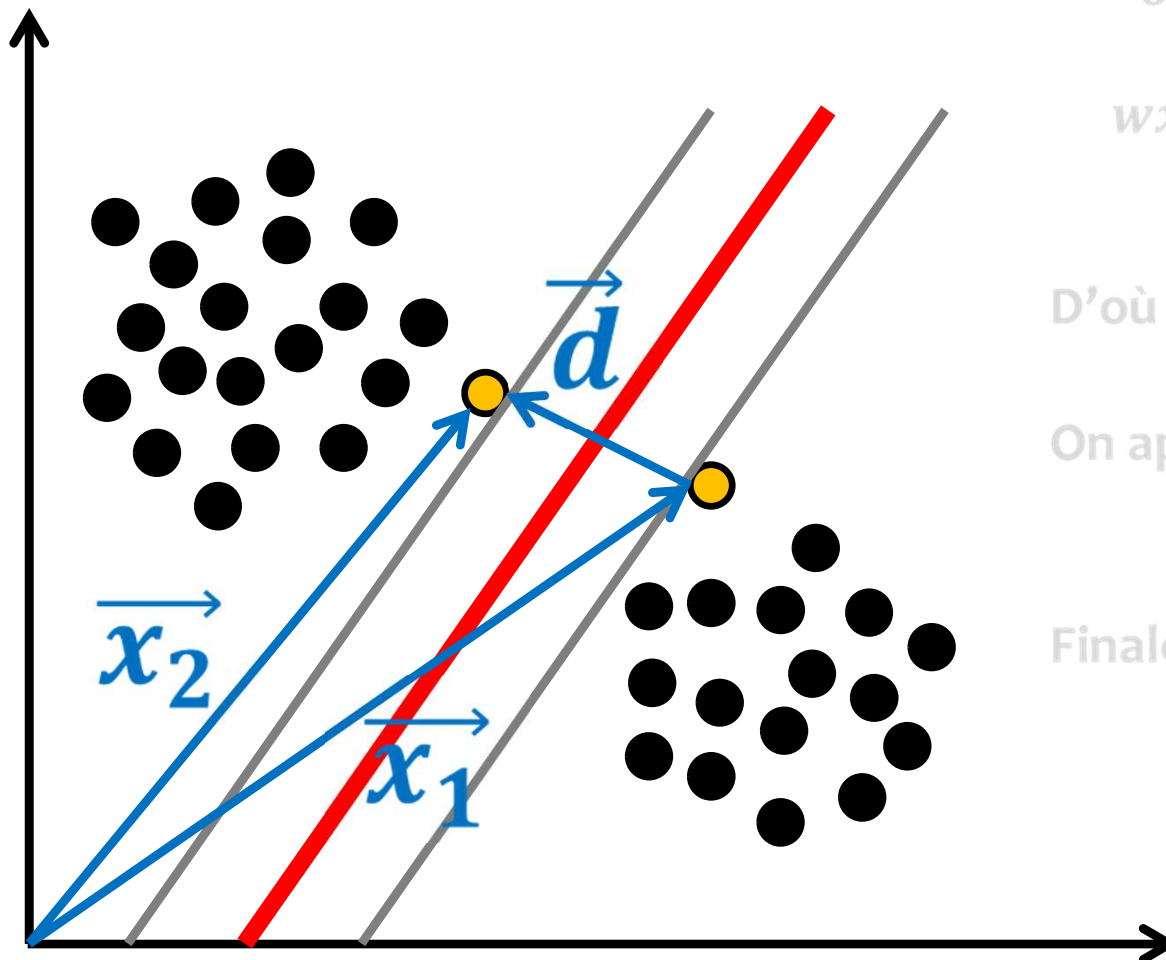
On applique la norme:

$$\begin{aligned}\|2\| &= \|w\| \cdot \|\vec{d}\| \\ 2 &= \|w\| \cdot d\end{aligned}$$

Finalement:

$$d = \frac{2}{\|w\|}$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\vec{x}_2 = \vec{x}_1 + \vec{d}$$

$$\vec{x}_2 - \vec{x}_1 = \vec{d}$$

$$w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) = w \cdot \vec{d}$$

$$\text{or } wx_2 + b = +1 \text{ et } wx_1 + b = -1$$

donc

$$wx_2 + b - wx_1 - b = +1 - (-1) = 2$$

$$wx_2 - wx_1 = 2$$

$$w(x_2 - x_1) = 2$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

On applique la norme :

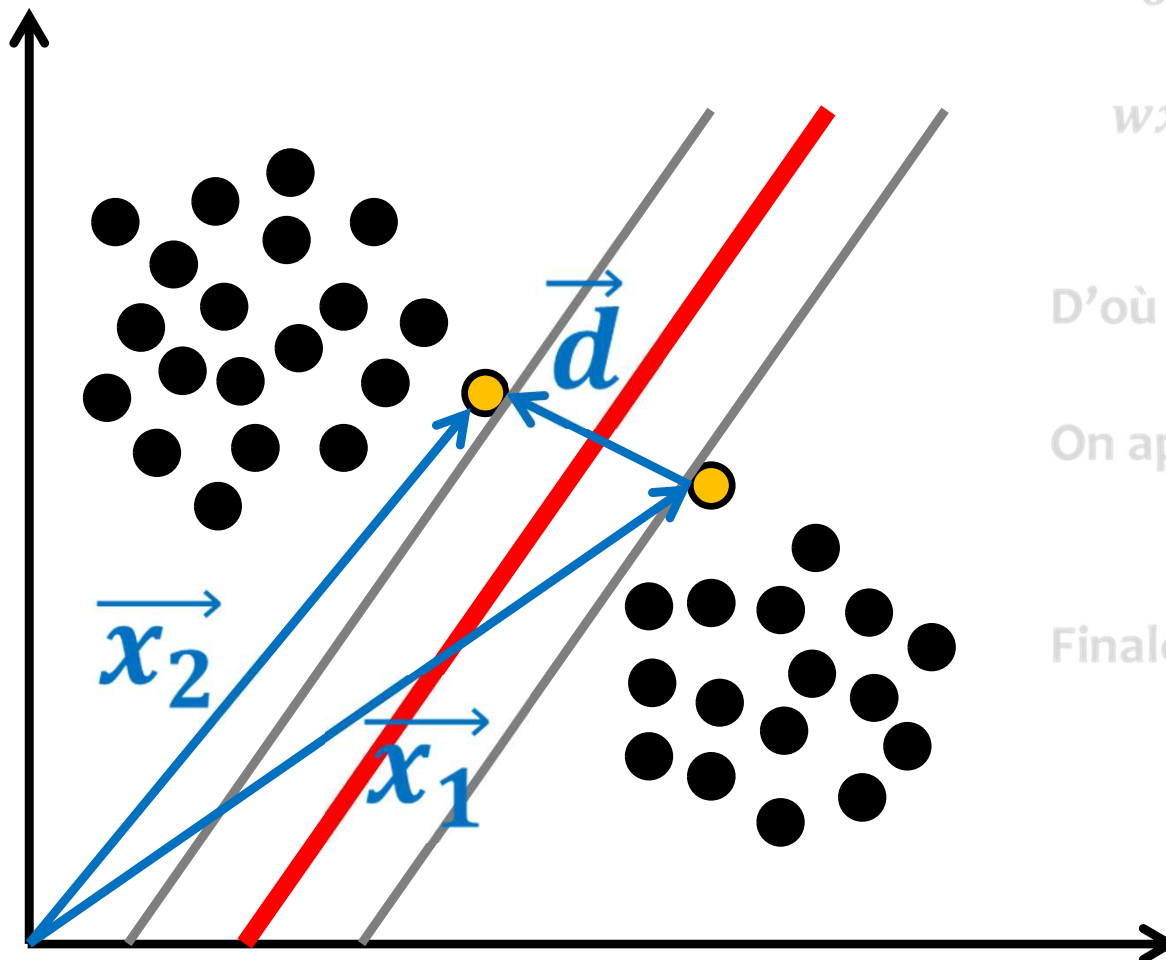
$$\|2\| = \|w\| \cdot \|\vec{d}\|$$

$$2 = \|w\| \cdot d$$

Finalement :

$$d = \frac{2}{\|w\|}$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\vec{x}_2 = \vec{x}_1 + \vec{d}$$

$$\vec{x}_2 - \vec{x}_1 = \vec{d}$$

$$w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) = w \cdot \vec{d}$$

$$\text{or } wx_2 + b = +1 \text{ et } wx_1 + b = -1$$

donc

$$wx_2 + b - wx_1 - b = +1 - (-1) = 2$$

$$wx_2 - wx_1 = 2$$

$$w(x_2 - x_1) = 2$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

On applique la norme :

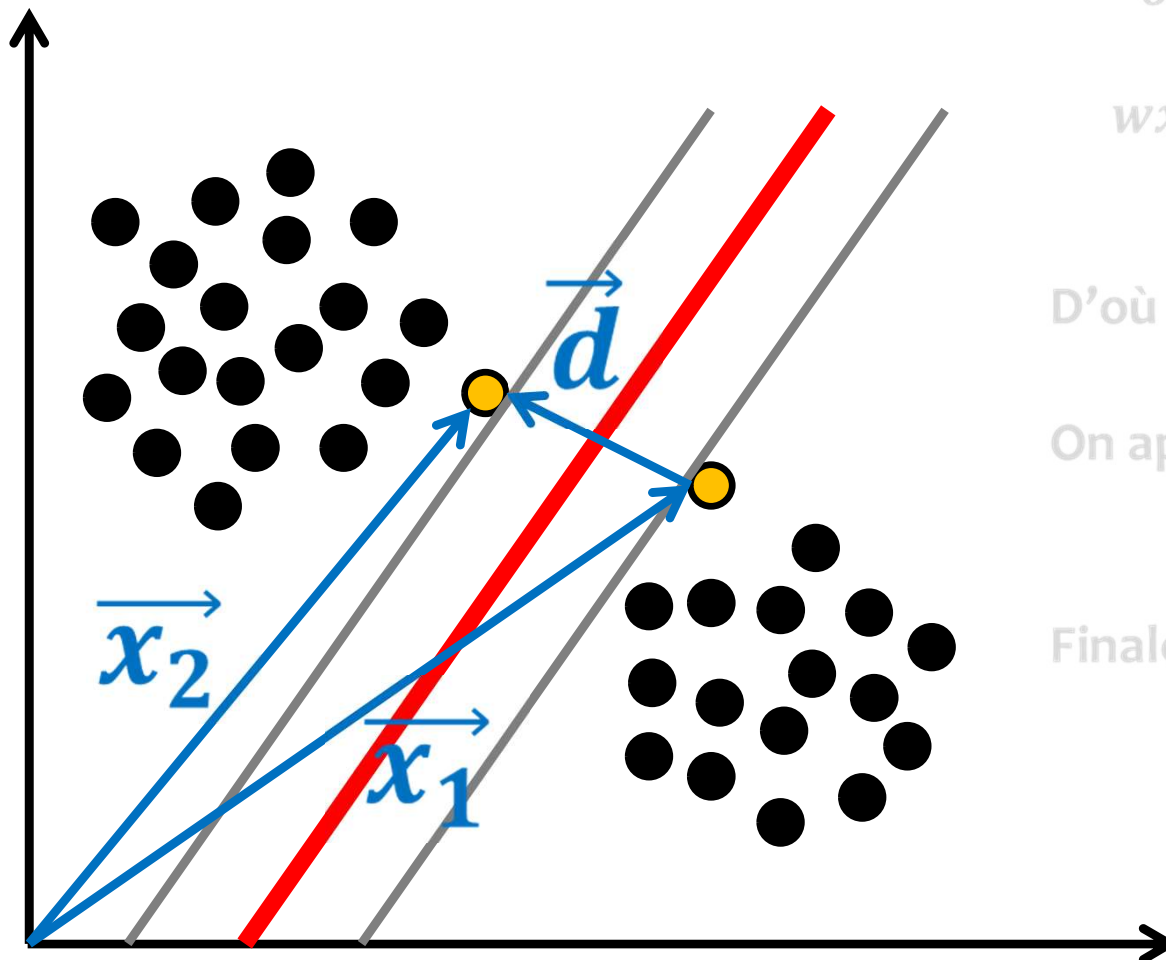
$$\|2\| = \|w\| \cdot \|\vec{d}\|$$

$$2 = \|w\| \cdot d$$

Finalement :

$$d = \frac{2}{\|w\|}$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\vec{x}_2 = \vec{x}_1 + \vec{d}$$

$$\vec{x}_2 - \vec{x}_1 = \vec{d}$$

$$w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) = w \cdot \vec{d}$$

$$\text{or } wx_2 + b = +1 \text{ et } wx_1 + b = -1$$

donc

$$wx_2 + b - wx_1 - b = +1 - (-1) = 2$$

$$wx_2 - wx_1 = 2$$

$$w(x_2 - x_1) = 2$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

On applique la norme:

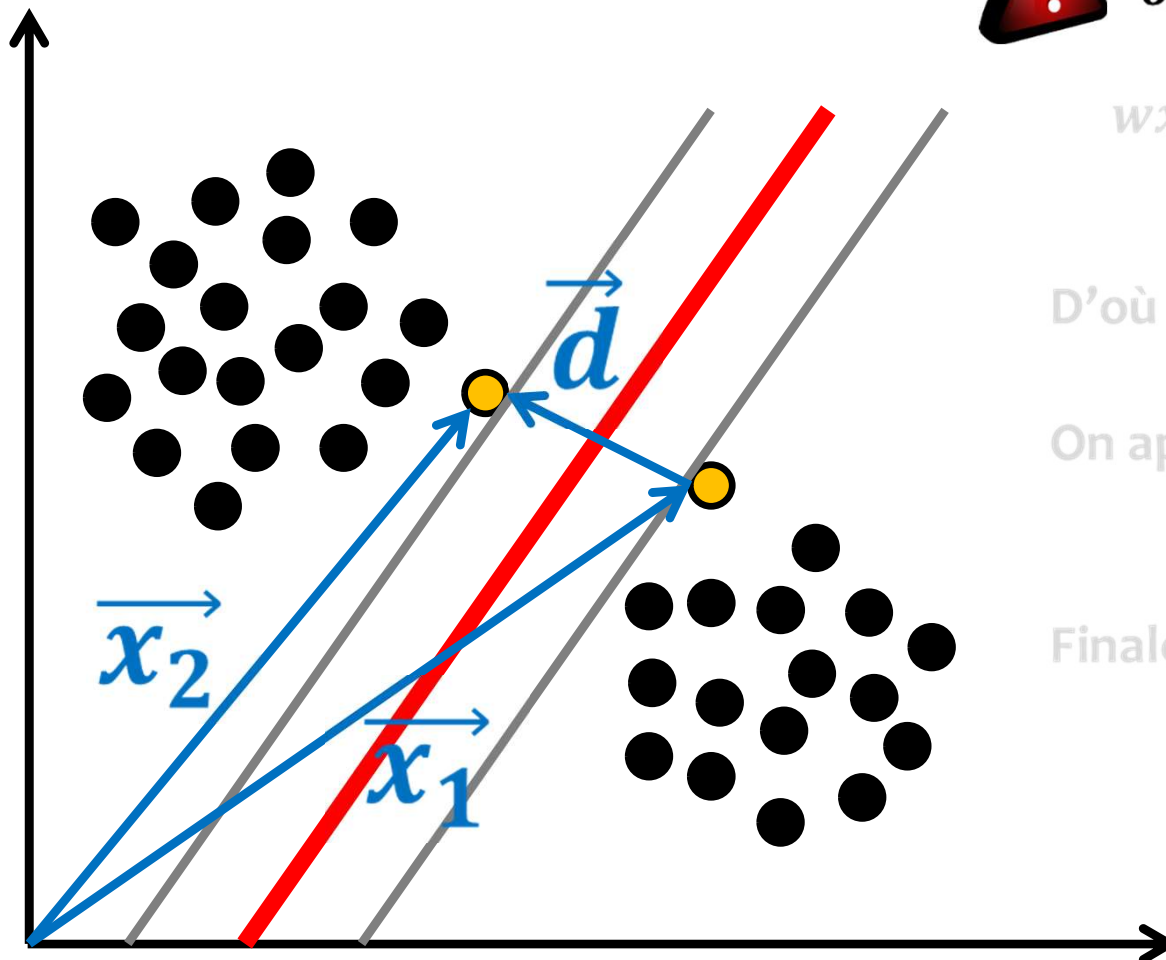
$$\|2\| = \|w\| \cdot \|\vec{d}\|$$

$$2 = \|w\| \cdot d$$

Finalement:

$$d = \frac{2}{\|w\|}$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\begin{aligned}\vec{x}_2 &= \vec{x}_1 + \vec{d} \\ \vec{x}_2 - \vec{x}_1 &= \vec{d} \\ w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) &= w \cdot \vec{d}\end{aligned}$$

or $w x_2 + b = +1$ et $w x_1 + b = -1$

donc

$$w x_2 + b - w x_1 - b = +1 - (-1) = 2$$

$$w x_2 - w x_1 = 2$$

$$w(x_2 - x_1) = 2$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

On applique la norme:

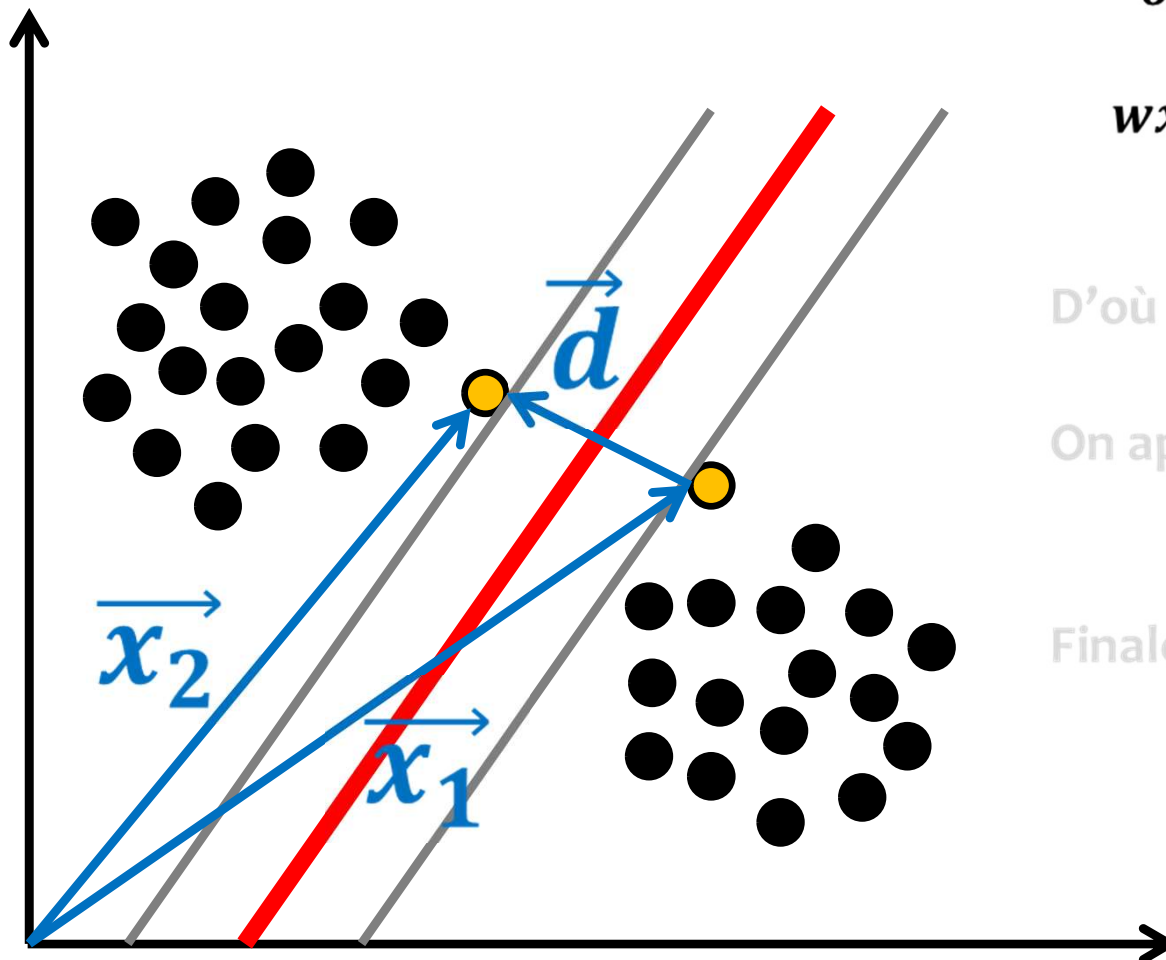
$$\|2\| = \|w\| \cdot \|\vec{d}\|$$

$$2 = \|w\| \cdot d$$

Finalement:

$$d = \frac{2}{\|w\|}$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\vec{x}_2 = \vec{x}_1 + \vec{d}$$

$$\vec{x}_2 - \vec{x}_1 = \vec{d}$$

$$w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) = w \cdot \vec{d}$$

$$\text{or } wx_2 + b = +1 \text{ et } wx_1 + b = -1$$

donc

$$wx_2 + \cancel{b} - wx_1 - \cancel{b} = +1 - (-1) = 2$$

$$wx_2 - wx_1 = 2$$

$$w(x_2 - x_1) = 2$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

On applique la norme:

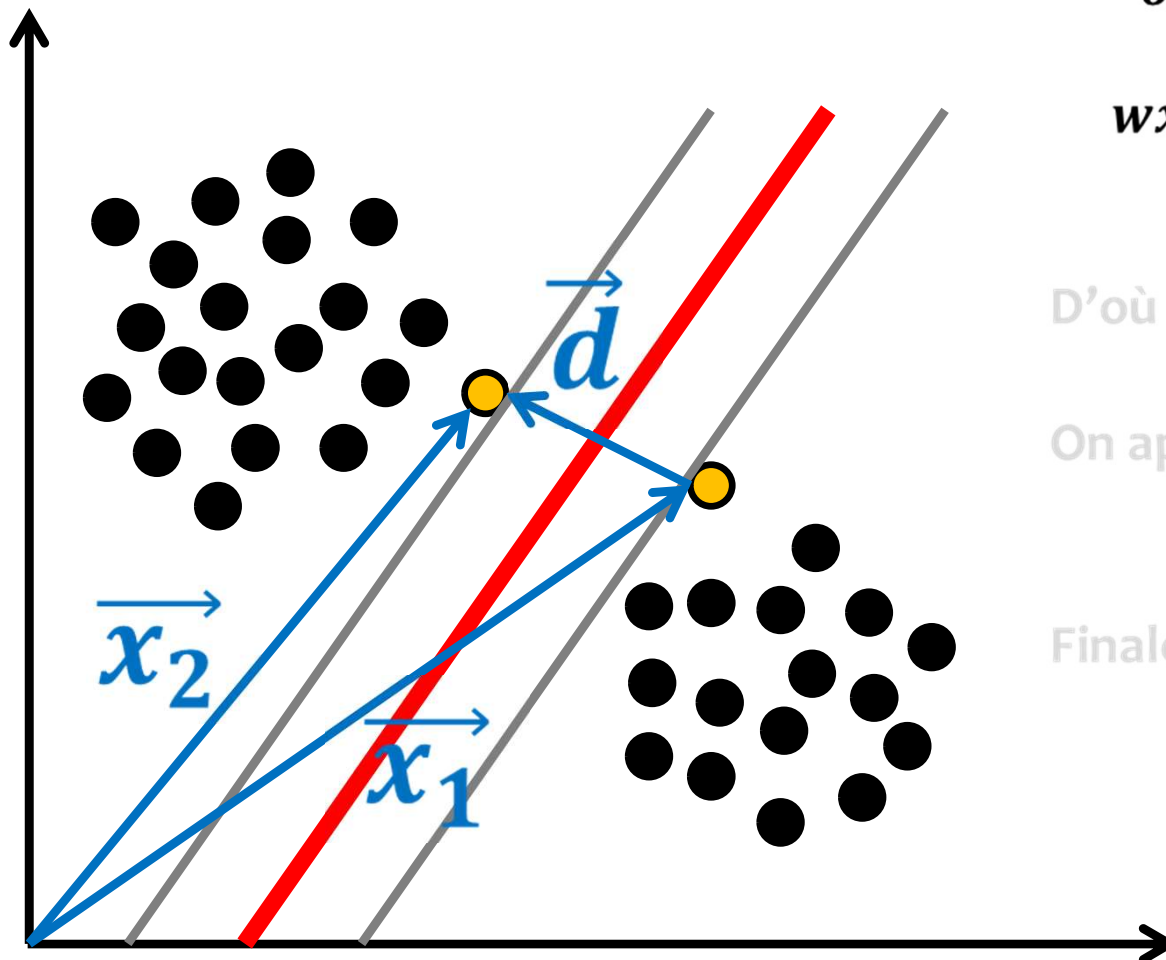
$$\|2\| = \|w\| \cdot \|\vec{d}\|$$

$$2 = \|w\| \cdot d$$

Finalement:

$$d = \frac{2}{\|w\|}$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\vec{x}_2 = \vec{x}_1 + \vec{d}$$

$$\vec{x}_2 - \vec{x}_1 = \vec{d}$$

$$w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) = w \cdot \vec{d}$$

$$\text{or } wx_2 + b = +1 \text{ et } wx_1 + b = -1$$

donc

$$wx_2 + b - wx_1 - b = +1 - (-1) = 2$$

$$wx_2 - wx_1 = 2$$

$$w(x_2 - x_1) = 2$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

On applique la norme:

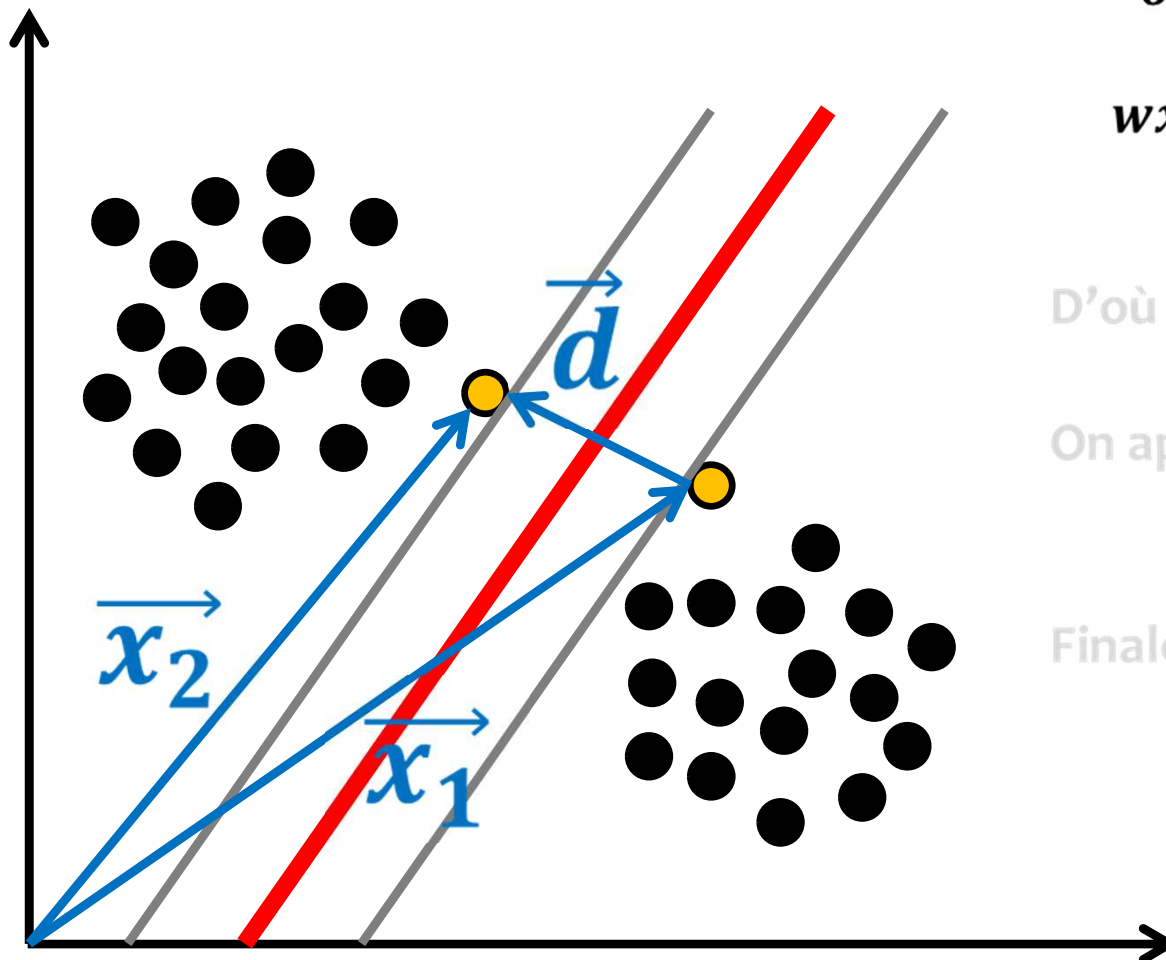
$$\|2\| = \|w\| \cdot \|\vec{d}\|$$

$$2 = \|w\| \cdot d$$

Finalement:

$$d = \frac{2}{\|w\|}$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\vec{x}_2 = \vec{x}_1 + \vec{d}$$

$$\vec{x}_2 - \vec{x}_1 = \vec{d}$$

$$w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) = w \cdot \vec{d}$$

$$\text{or } wx_2 + b = +1 \text{ et } wx_1 + b = -1$$

donc

$$wx_2 + b - wx_1 - b = +1 - (-1) = 2$$

$$wx_2 - wx_1 = 2$$

$$w(x_2 - x_1) = 2$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

On applique la norme:

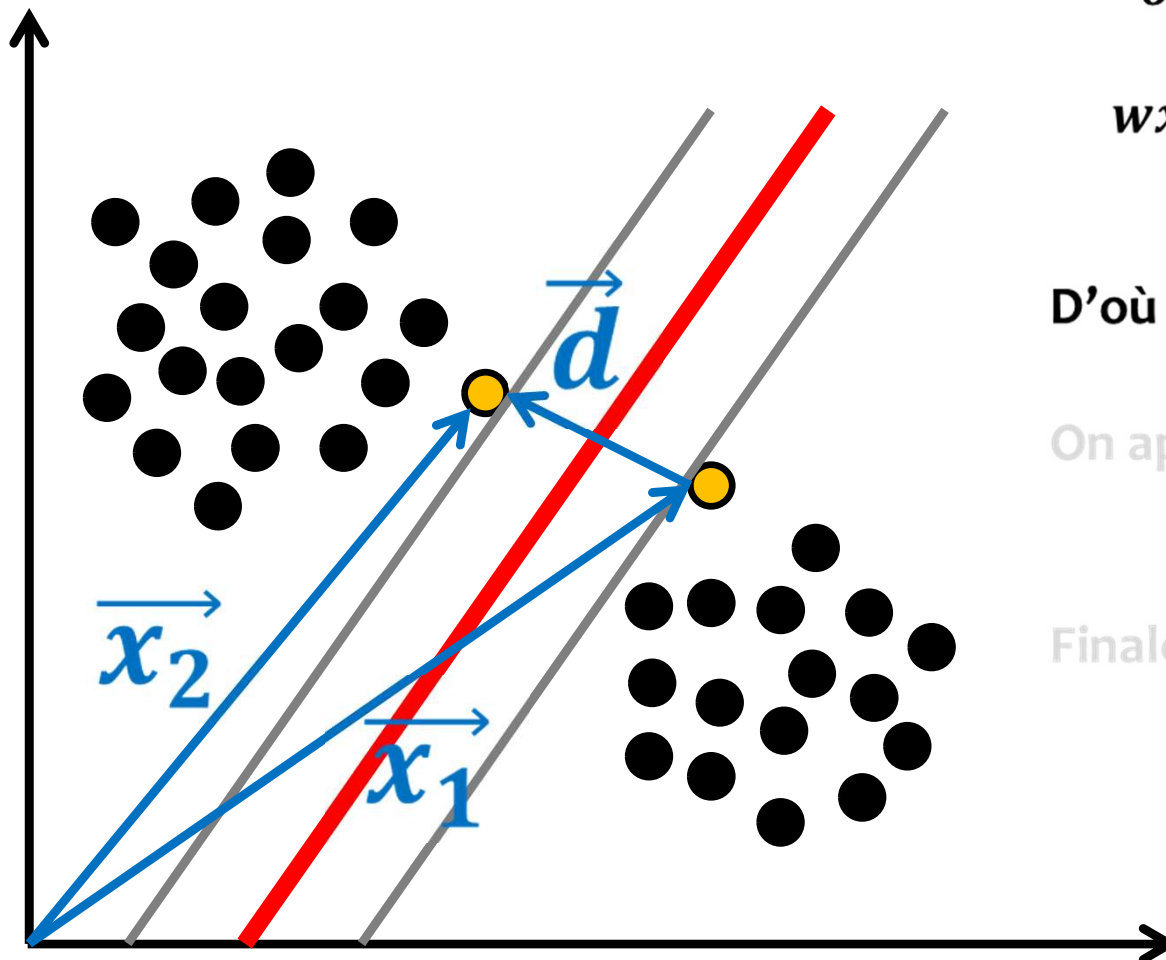
$$\|2\| = \|w\| \cdot \|\vec{d}\|$$

$$2 = \|w\| \cdot d$$

Finalement:

$$d = \frac{2}{\|w\|}$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\vec{x}_2 = \vec{x}_1 + \vec{d}$$

$$\vec{x}_2 - \vec{x}_1 = \vec{d}$$

$$w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) = w \cdot \vec{d}$$

$$\text{or } wx_2 + b = +1 \text{ et } wx_1 + b = -1$$

donc

$$wx_2 + b - wx_1 - b = +1 - (-1) = 2$$

$$wx_2 - wx_1 = 2$$

$$w(x_2 - x_1) = 2$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

On applique la norme :

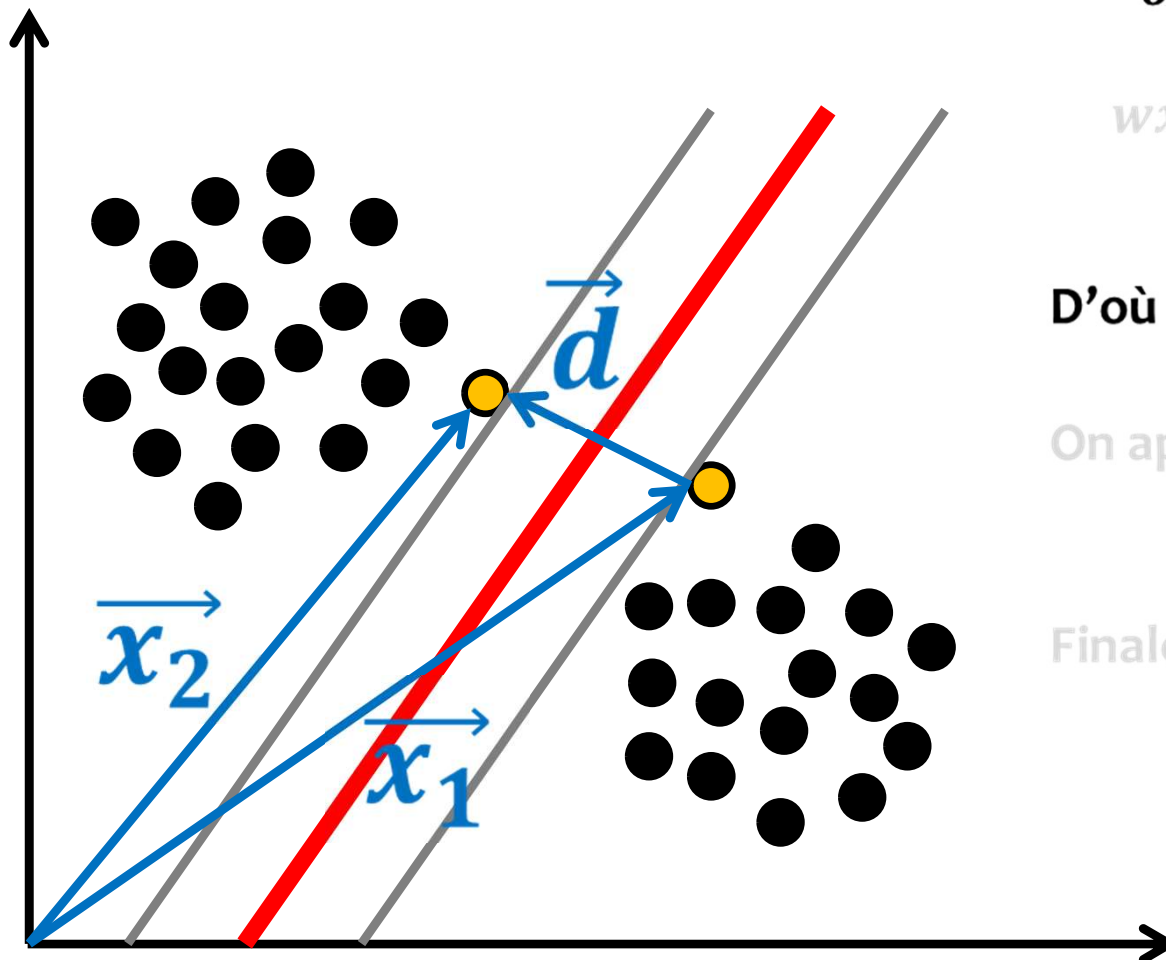
$$\|2\| = \|w\| \cdot \|\vec{d}\|$$

$$2 = \|w\| \cdot d$$

Finalement :

$$d = \frac{2}{\|w\|}$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\begin{aligned}\vec{x}_2 &= \vec{x}_1 + \vec{d} \\ \vec{x}_2 - \vec{x}_1 &= \vec{d} \\ w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) &= w \cdot \vec{d} \\ \text{or } wx_2 + b &= +1 \text{ et } wx_1 + b = -1 \\ \text{donc} \\ wx_2 + b - wx_1 - b &= +1 - (-1) = 2 \\ wx_2 - wx_1 &= 2 \\ w(\vec{x}_2 - \vec{x}_1) &= 2 \\ \text{D'où} \\ 2 &= w \cdot \vec{d}\end{aligned}$$

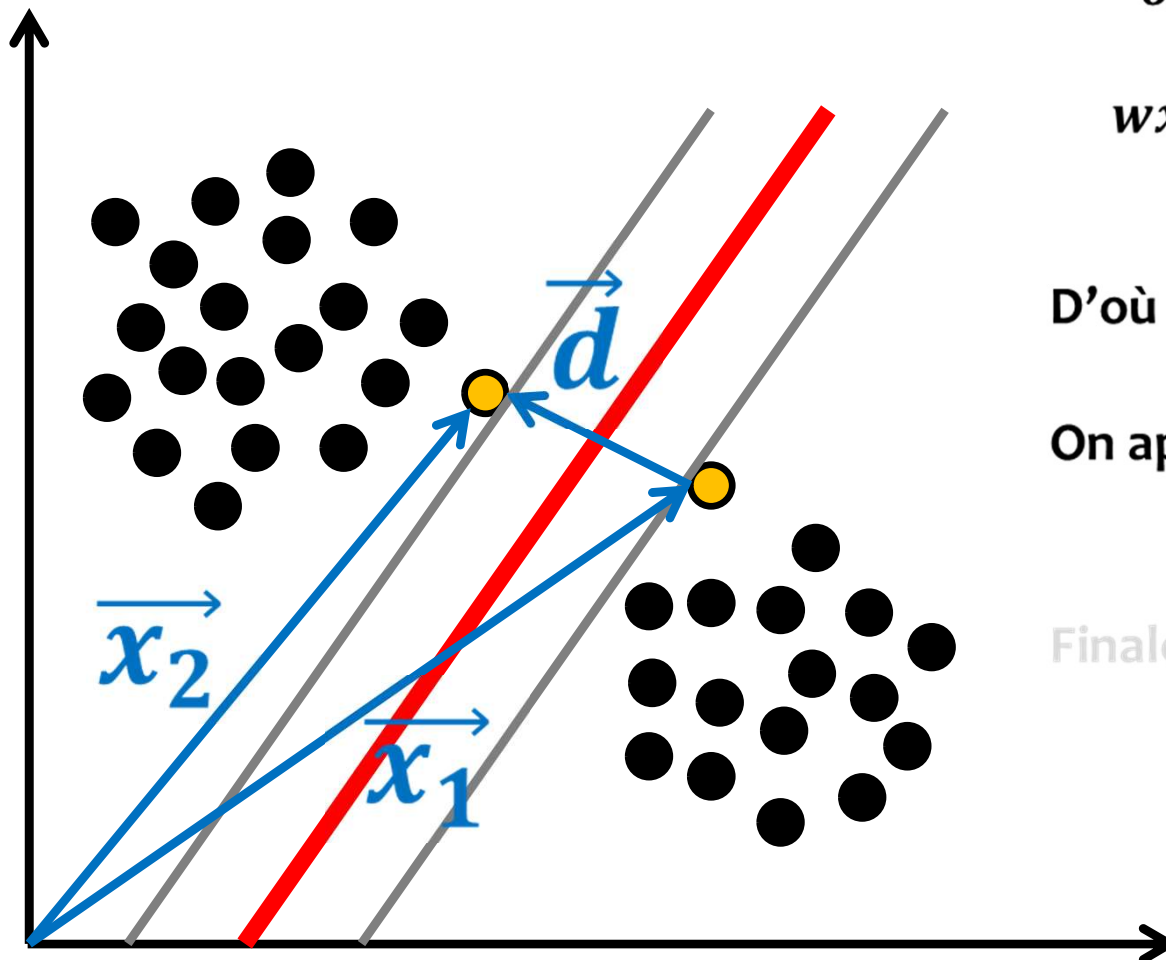
On applique la norme :

$$\begin{aligned}\|2\| &= \|w\| \cdot \|\vec{d}\| \\ 2 &= \|w\| \cdot d\end{aligned}$$

Finalement :

$$d = \frac{2}{\|w\|}$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\vec{x}_2 = \vec{x}_1 + \vec{d}$$

$$\vec{x}_2 - \vec{x}_1 = \vec{d}$$

$$w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) = w \cdot \vec{d}$$

$$\text{or } wx_2 + b = +1 \text{ et } wx_1 + b = -1$$

donc

$$wx_2 + b - wx_1 - b = +1 - (-1) = 2$$

$$wx_2 - wx_1 = 2$$

$$w(x_2 - x_1) = 2$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

On applique la norme :

$$\|2\| = \|w\| \cdot \|\vec{d}\|$$

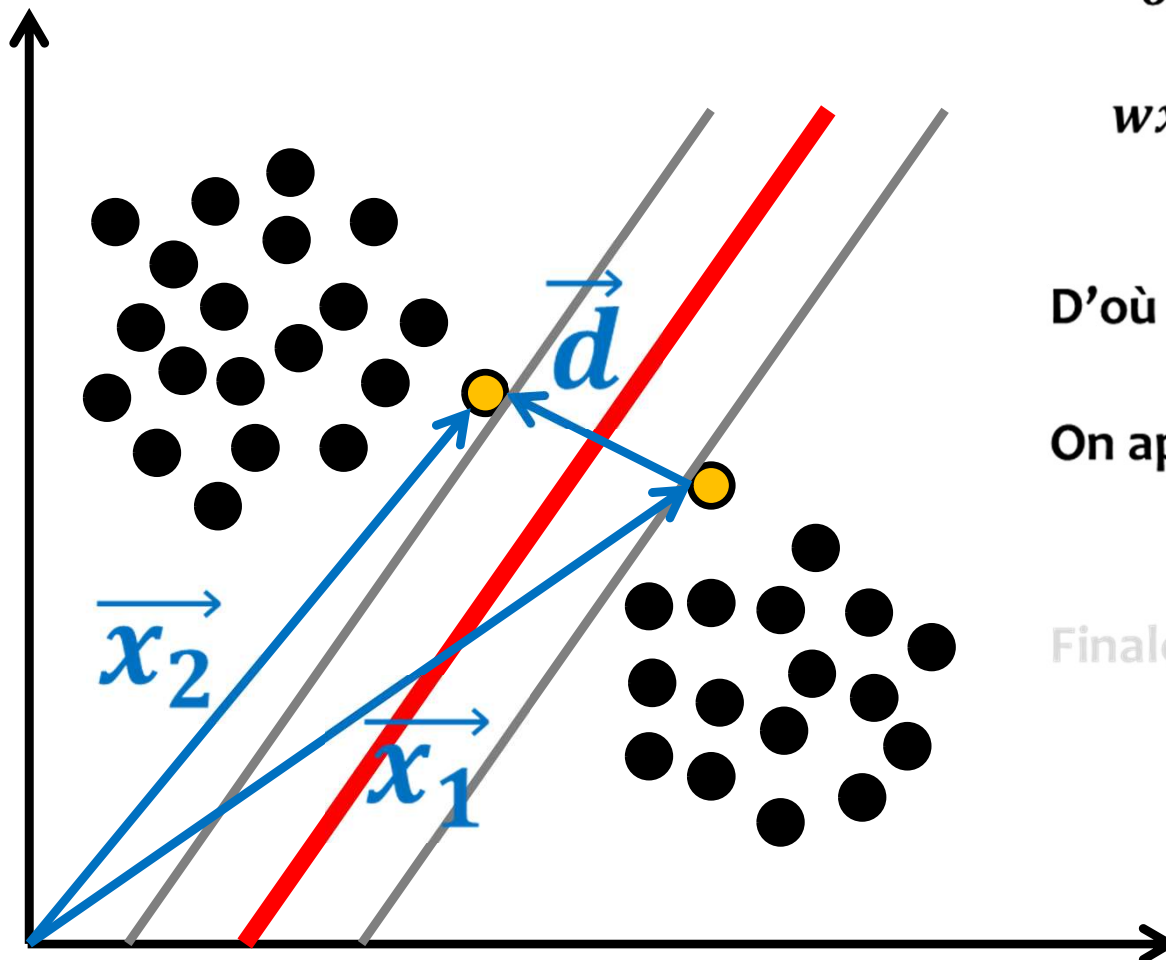
$$2 = \|w\| \cdot d$$



Finalement :

$$d = \frac{2}{\|w\|}$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\vec{x}_2 = \vec{x}_1 + \vec{d}$$

$$\vec{x}_2 - \vec{x}_1 = \vec{d}$$

$$w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) = w \cdot \vec{d}$$

$$\text{or } wx_2 + b = +1 \text{ et } wx_1 + b = -1$$

donc

$$wx_2 + b - wx_1 - b = +1 - (-1) = 2$$

$$wx_2 - wx_1 = 2$$

$$w(x_2 - x_1) = 2$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

On applique la norme :

$$\|2\| = \|w\| \cdot \|\vec{d}\|$$

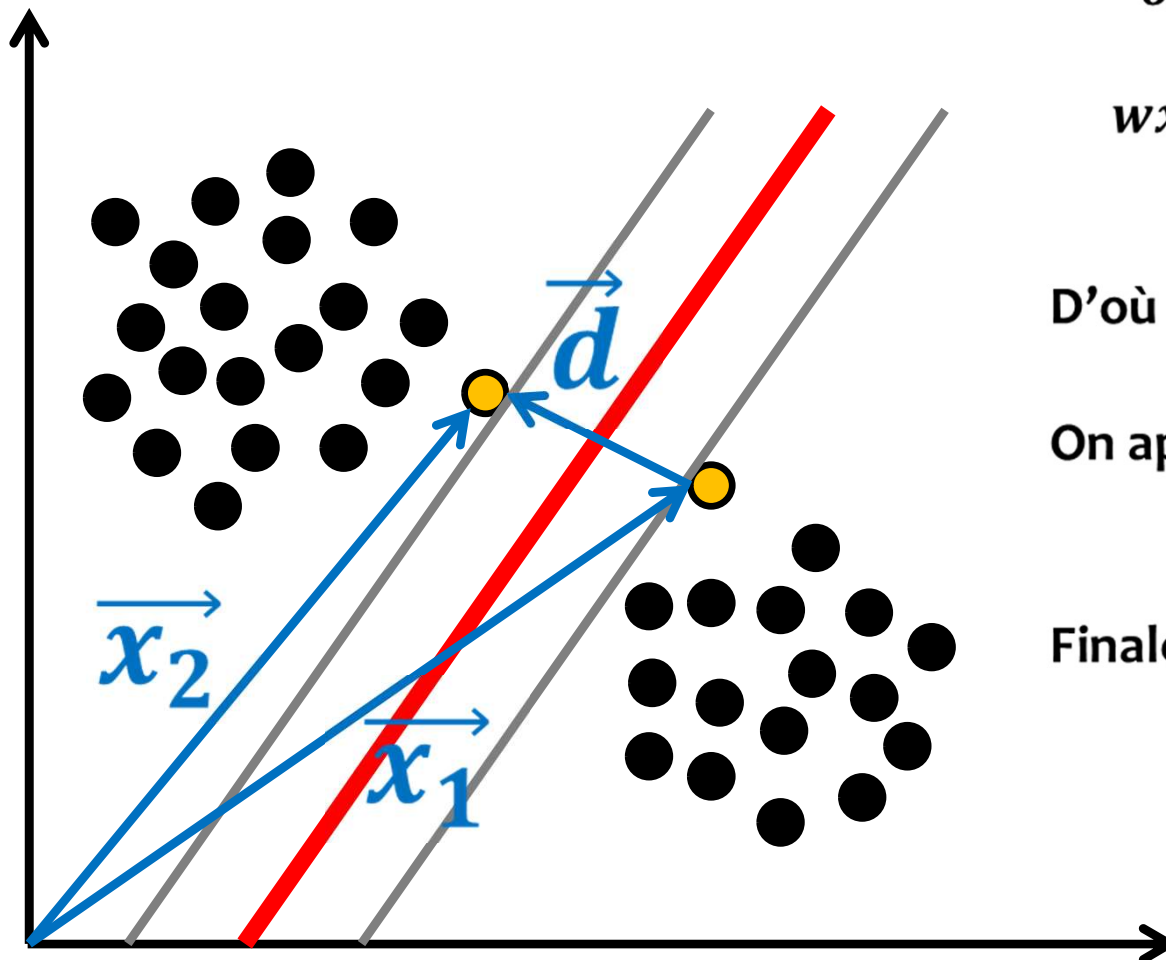
$$2 = \|w\| \cdot d$$



Finalement :

$$d = \frac{2}{\|w\|}$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\vec{x}_2 = \vec{x}_1 + \vec{d}$$

$$\vec{x}_2 - \vec{x}_1 = \vec{d}$$

$$w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) = w \cdot \vec{d}$$

$$\text{or } wx_2 + b = +1 \text{ et } wx_1 + b = -1$$

donc

$$wx_2 + b - wx_1 - b = +1 - (-1) = 2$$

$$wx_2 - wx_1 = 2$$

$$w(x_2 - x_1) = 2$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

On applique la norme :

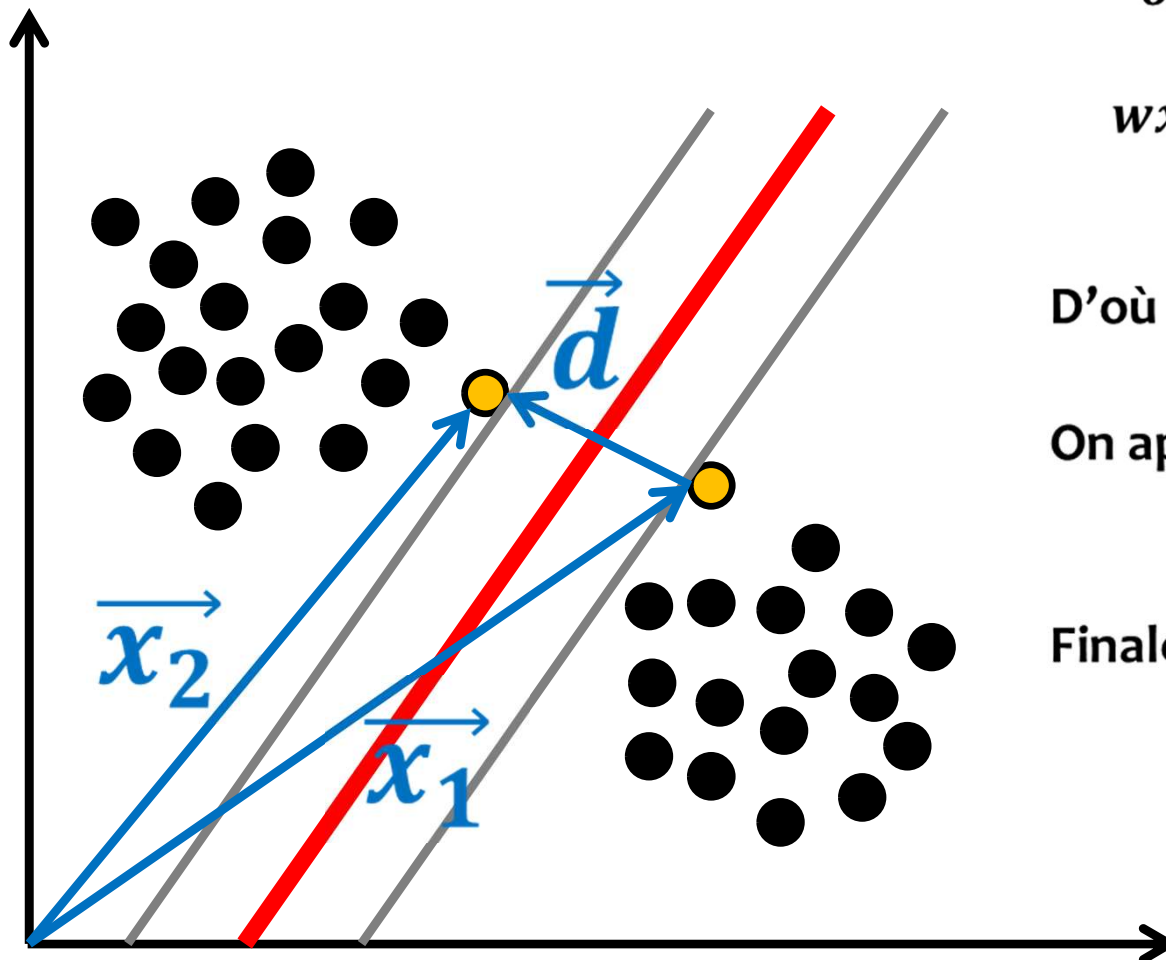
$$\|2\| = \|w\| \cdot \|\vec{d}\|$$

$$2 = \|w\| \cdot d$$

Finalement :

$$d = \frac{2}{\|w\|}$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\vec{x}_2 = \vec{x}_1 + \vec{d}$$

$$\vec{x}_2 - \vec{x}_1 = \vec{d}$$

$$w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) = w \cdot \vec{d}$$

$$\text{or } wx_2 + b = +1 \text{ et } wx_1 + b = -1$$

donc

$$wx_2 + b - wx_1 - b = +1 - (-1) = 2$$

$$wx_2 - wx_1 = 2$$

$$w(x_2 - x_1) = 2$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

On applique la norme :

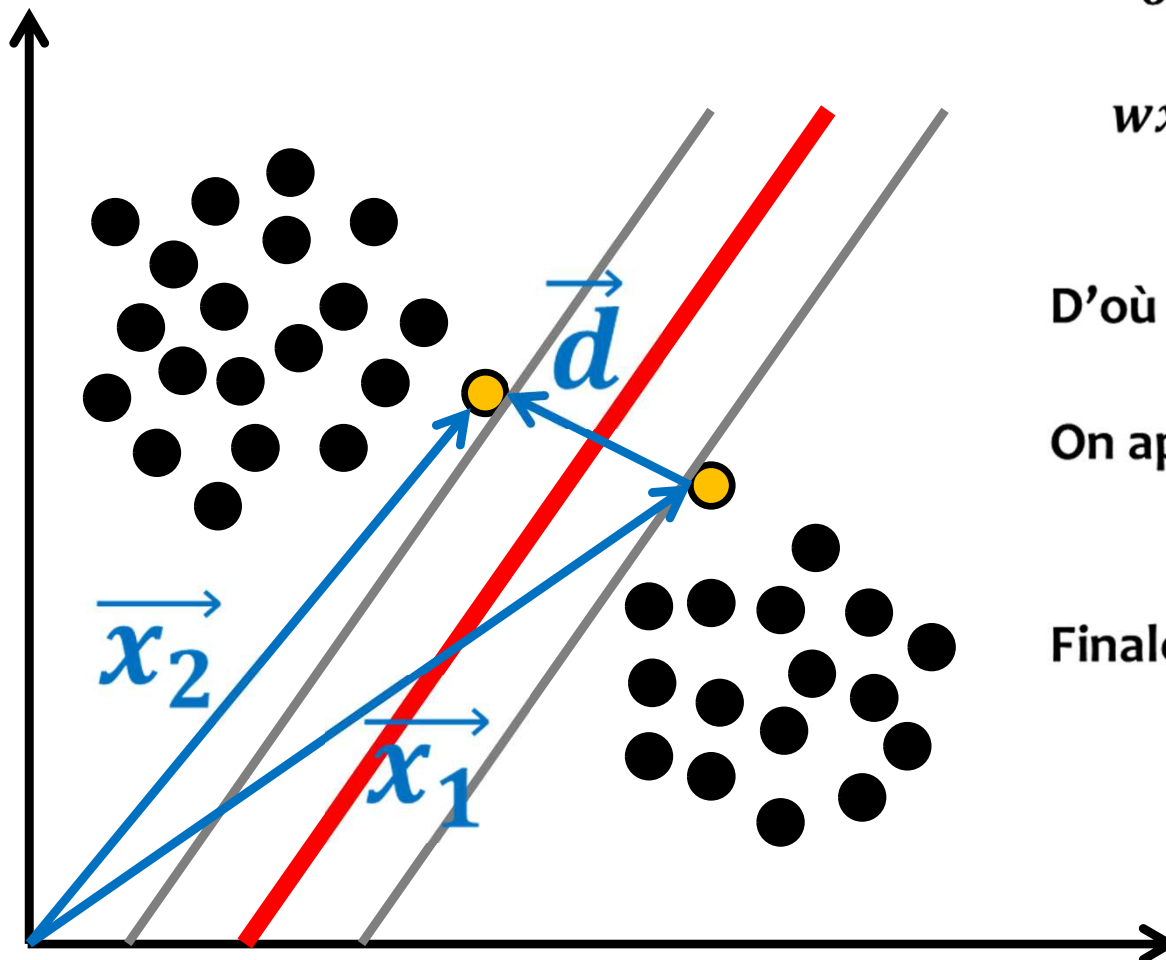
$$\|2\| = \|w\| \cdot \|\vec{d}\|$$

$$2 = \|w\| \cdot d$$

Finalement :

$$d = \frac{2}{\|w\|} \text{ à maximiser}$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\vec{x}_2 = \vec{x}_1 + \vec{d}$$

$$\vec{x}_2 - \vec{x}_1 = \vec{d}$$

$$w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) = w \cdot \vec{d}$$

$$\text{or } wx_2 + b = +1 \text{ et } wx_1 + b = -1$$

donc

$$wx_2 + b - wx_1 - b = +1 - (-1) = 2$$

$$wx_2 - wx_1 = 2$$

$$w(x_2 - x_1) = 2$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

On applique la norme :

$$\|2\| = \|w\| \cdot \|\vec{d}\|$$

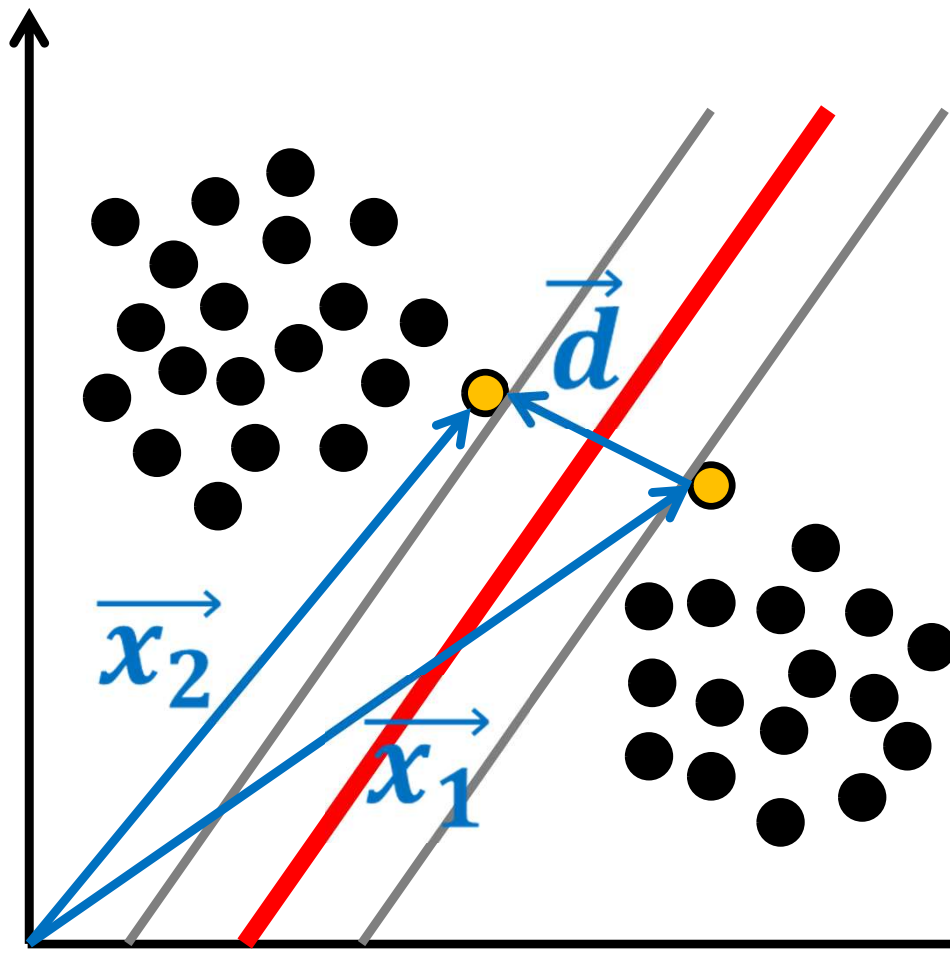
$$2 = \|w\| \cdot d$$

Finalement :

$$d = \frac{2}{\|w\|} \text{ à maximiser}$$

$$\equiv \text{ minimiser } \|w\|$$

CALCUL DE LA MARGE ENTRE HYPERPLANS SÉPARATEURS



$$\vec{x}_2 = \vec{x}_1 + \vec{d}$$

$$\vec{x}_2 - \vec{x}_1 = \vec{d}$$

$$w \cdot (\vec{x}_2 - \vec{x}_1) = w \cdot \vec{d}$$

$$\text{or } wx_2 + b = +1 \text{ et } wx_1 + b = -1$$

donc

$$wx_2 + b - wx_1 - b = +1 - (-1) = 2$$

$$wx_2 - wx_1 = 2$$

$$w(x_2 - x_1) = 2$$

D'où

$$2 = w \cdot \vec{d}$$

On applique la norme :

$$\|2\| = \|w\| \cdot \|\vec{d}\|$$

$$2 = \|w\| \cdot d$$

Finalement :

$$d = \frac{2}{\|w\|} \text{ à maximiser}$$

\equiv minimiser $\|w\|$ tout en préservant le pouvoir de classification



OPTIMISATION DE LA MARGE

Afin d'optimiser la marge, il faut réaliser les deux objectifs suivants :

1

Classer correctement les individus

$$\begin{aligned}\forall y_i = +1, wx_i + b &\geq +1 \\ \forall y_i = -1, wx_i + b &\leq -1\end{aligned}$$



$$y_i (wx_i + b) \geq +1 \forall i$$

2

Maximiser la marge

$$d = \frac{2}{\|w\|} \text{ à maximiser}$$



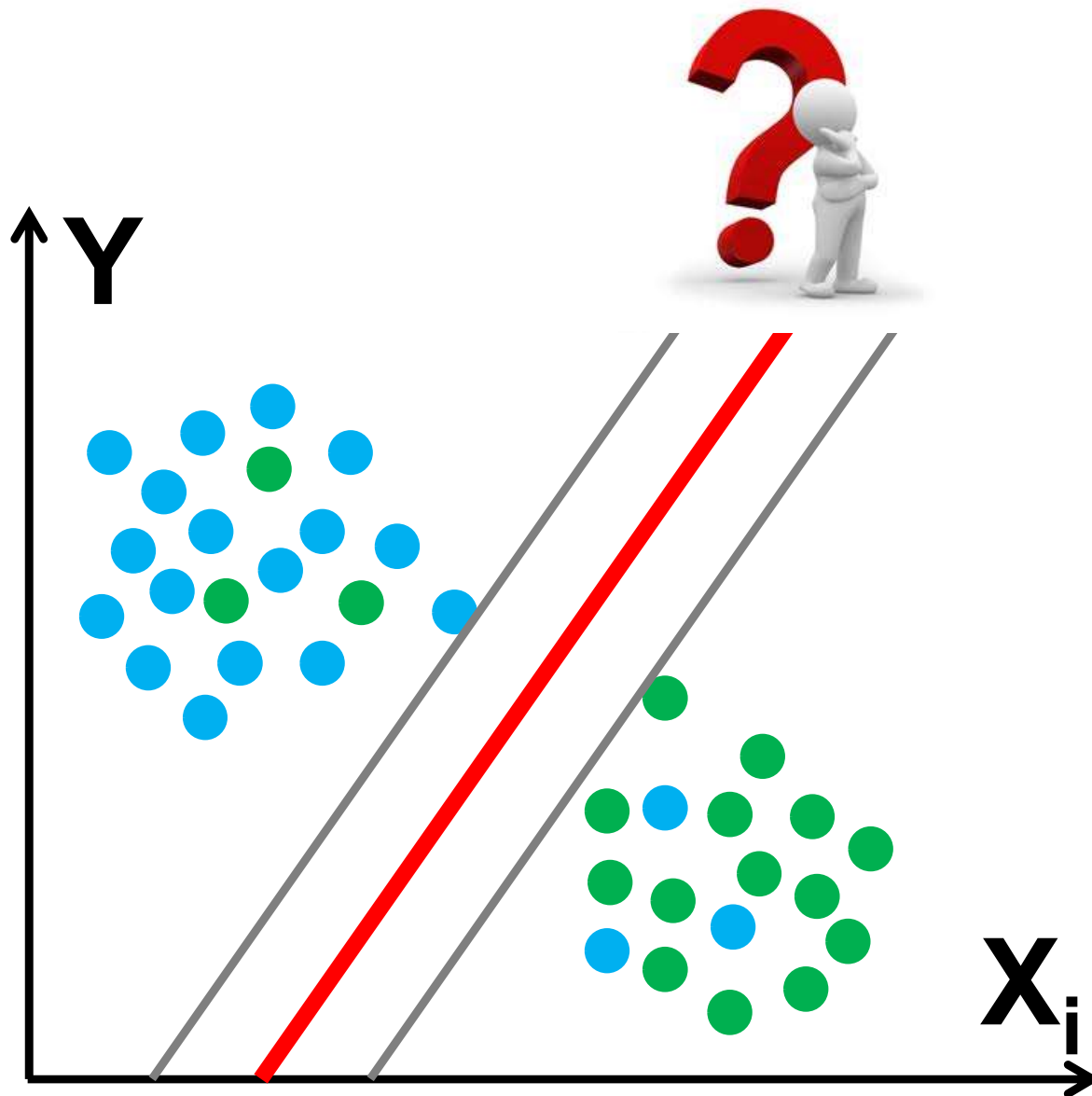
$$\text{minimiser } \|w\| \equiv \text{minimiser } \frac{\|w\|^2}{2}$$

$\|w\|^2$ pour éviter la racine

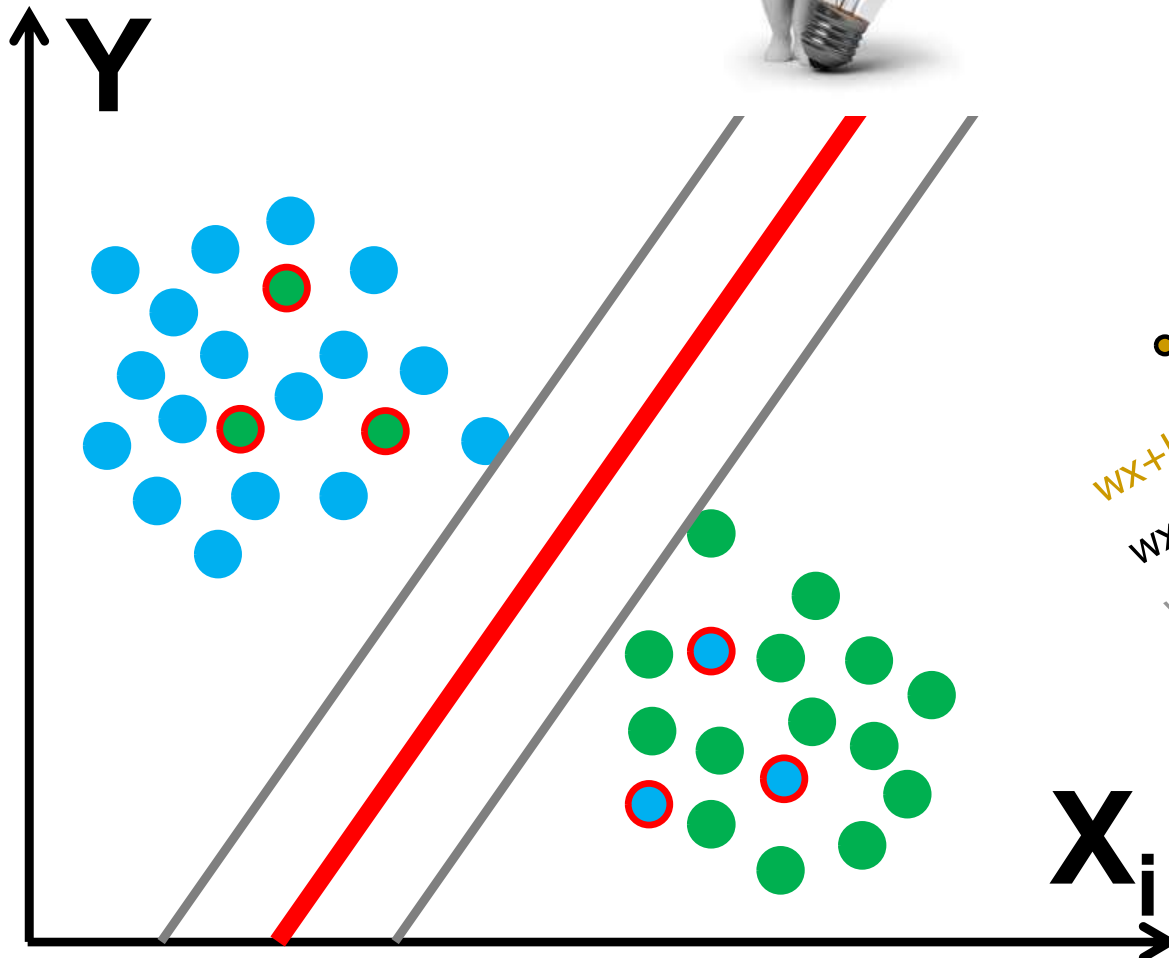
$\frac{1}{2}$ reste utile en cas de dérivation

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 = \frac{1}{2} \left(\sqrt{\sum_i w_i^2} \right)^2 = \frac{1}{2} \sum_i w_i^2$$

PROBLÉMATIQUE DES INDIVIDUS MAL PLACÉS

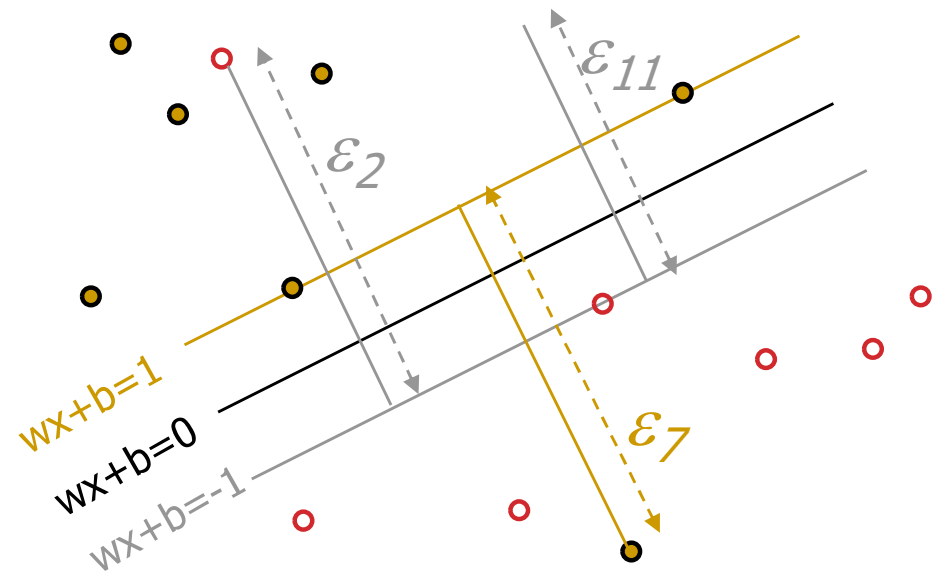


PROBLÉMATIQUE DES INDIVIDUS MAL PLACÉS



$$\text{minimiser } \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \cdot \sum_1^N \varepsilon_i$$

(taux d'erreur de classification)
 N : nombre d'individus mal classés



OPTIMISATION DE LA MARGE

Afin d'optimiser la marge, il faut réaliser les deux objectifs suivants :

1

Classer correctement les individus

$$\begin{aligned} \forall y_i = +1, wx_i + b &\geq +1 \\ \forall y_i = -1, wx_i + b &\leq -1 \end{aligned}$$



$$y_i (wx_i + b) \geq +1 - \varepsilon_i \quad \forall i, \varepsilon_i$$



2

Maximiser la marge

$$d = \frac{2}{\|w\|} \text{ à maximiser}$$



$$\text{minimiser } \|w\| \equiv \text{minimiser } \frac{\|w\|^2}{2}$$

$\|w\|^2$ pour éviter la racine

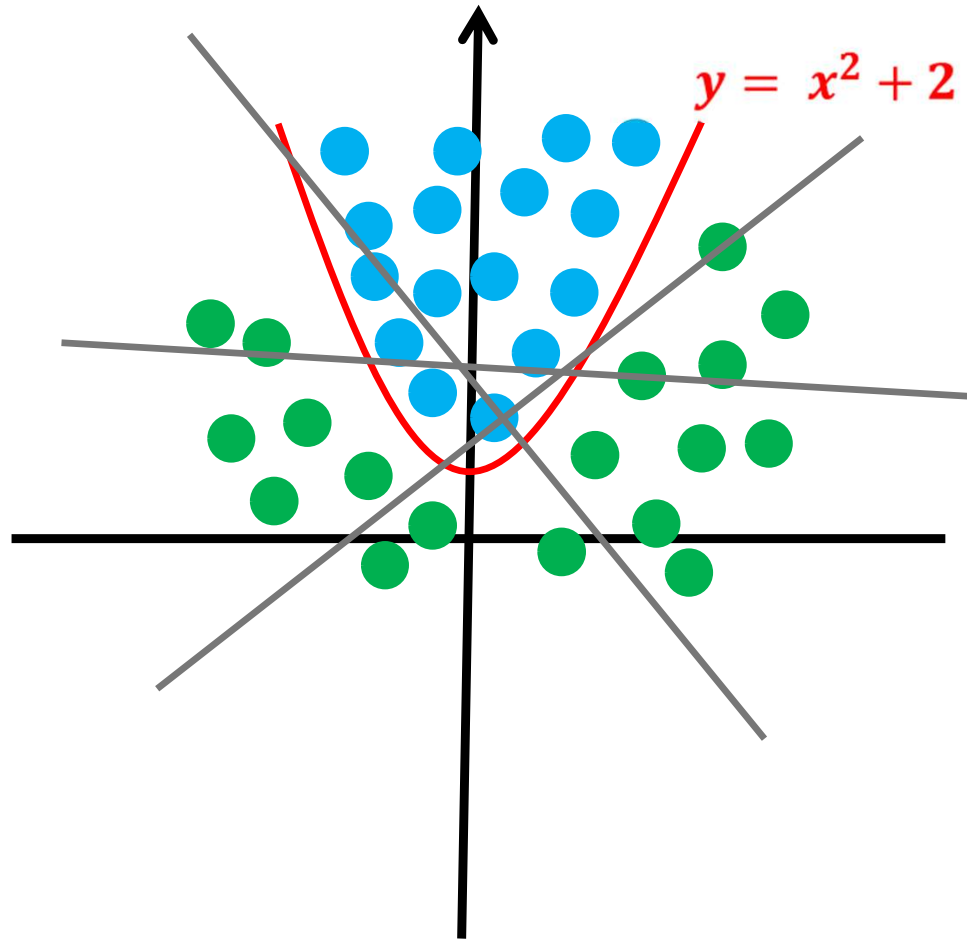
$\frac{1}{2}$ reste utile en cas de dérivation

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \cdot \sum_1^N \varepsilon_i$$

C paramètre de control du sur apprentissage

PROBLÈME LINÉAIREMENT NON SÉPARABLE

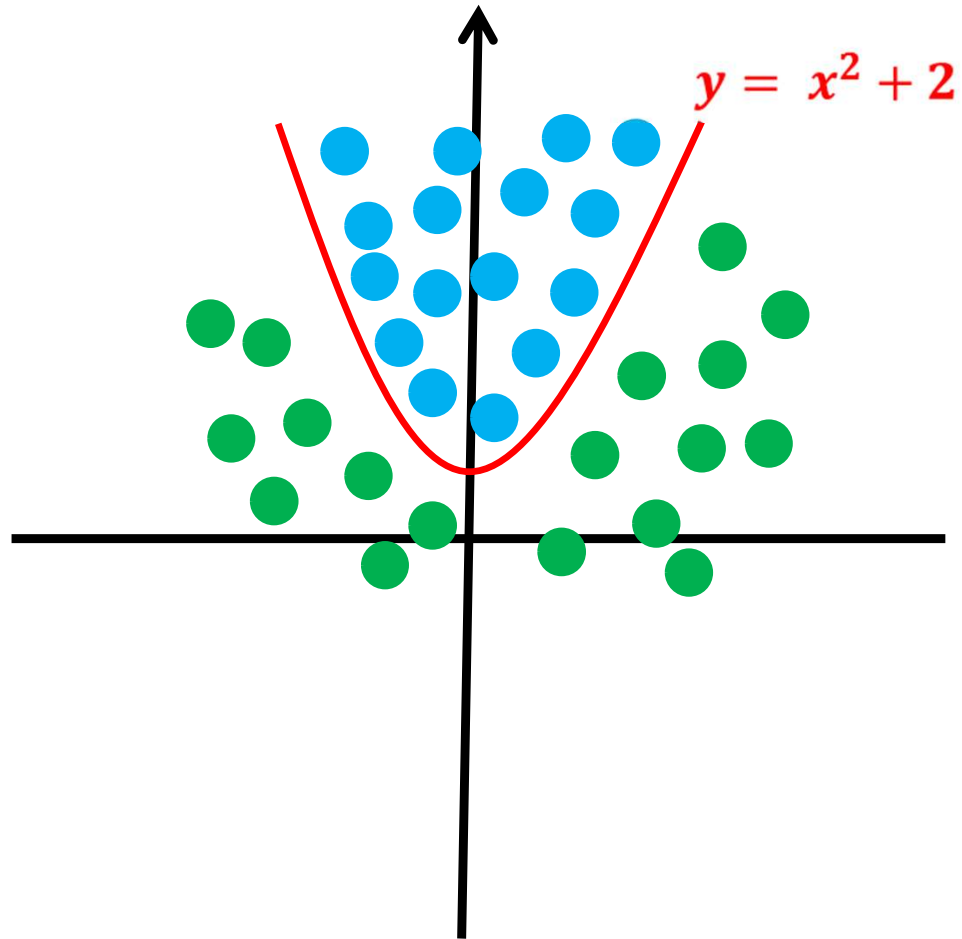
Exemple



la séparation linéaire est impossible :
Recours à d'autres type de classifieurs

PROBLÈME LINÉAIREMENT NON SÉPARABLE

Exemple

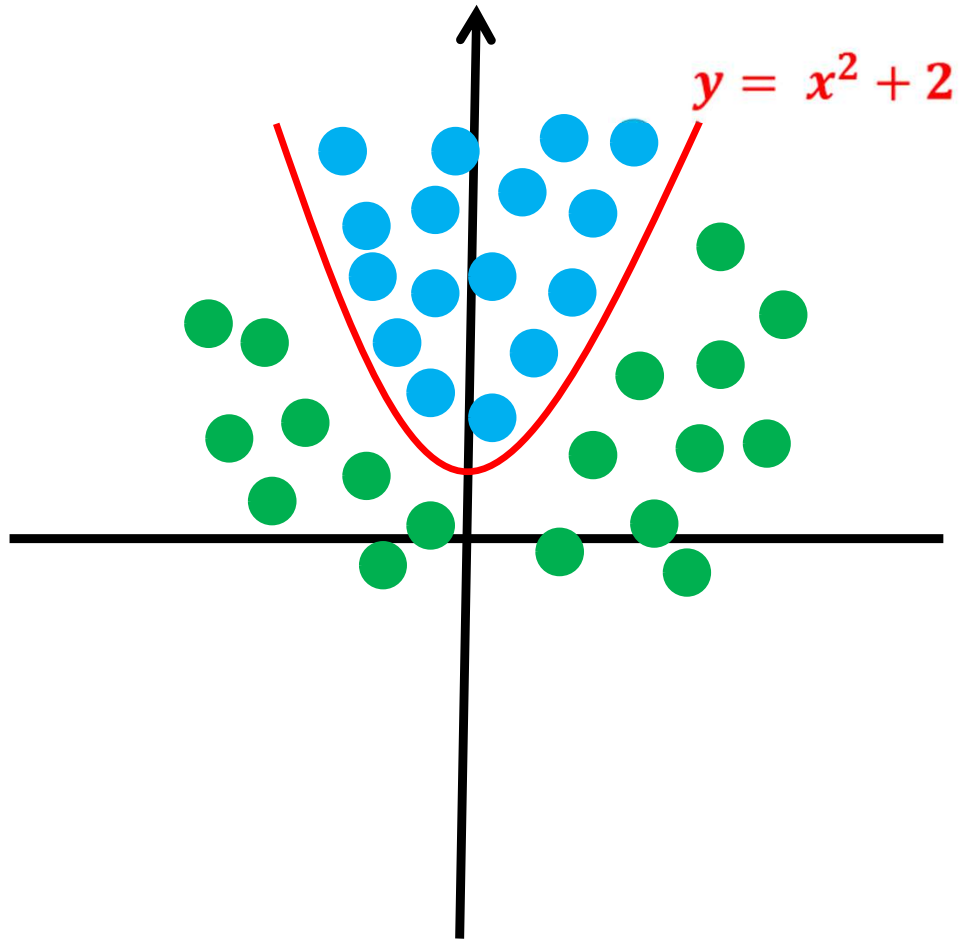


la séparation linéaire est impossible :
Recours à d'autres type de classifieurs

Classifieur non linéaire

PROBLÈME LINÉAIREMENT NON SÉPARABLE

Exemple



la séparation linéaire est impossible :
Recours à d'autres type de classifieurs

Classifieur non linéaire

Fonction Noyau

EXEMPLES DE FONCTION NOYAU

- Linéaire : $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j$
- Polynomiale : $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (1 + \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j)^p$
- Gaussienne :

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right)$$