

# Projet Optimisation Support Vector Machine

K. Kamtue & Cl. Réda

ENS Cachan

December 19, 2016

1 Description du projet

2 Le problème d'optimisation

3 Implémentation

4 Résultats

5 Extensions

# Implémentation d'un SVM

**Objectif** : Faire de l'apprentissage supervisé

- Appliqué à la classification binaire

[scale=0.3]images/voronoi.png

- Recherche d'une frontière linéaire  $f$  vérifiant (condition 1) :

$$\forall i, y_i = -1 \Rightarrow f(x_i) \leq -1$$

$$\forall i, y_i = 1 \Rightarrow f(x_i) \geq 1$$

$$\Leftrightarrow \forall i, y_i \times f(x_i) \geq 1$$

# Recherche du problème d'optimisation

## Naïvement

$$\begin{aligned} \max_w \gamma &= \frac{2}{\|w\|} \text{ avec (1)} \\ \Leftrightarrow \min_w \|w\| &\text{ avec (1)} \\ \Leftrightarrow \min_w \frac{1}{2} \times \|w\|^2 &\text{ avec (1)} \end{aligned}$$

# Amélioration

En rendant le problème toujours faisable

$$(P) \min_w \frac{1}{2} \times \|w\| + C \times \sum_{i \leq m} z_i$$

avec  $\forall i, z_i \geq 0$

$$\forall i, y_i \times (\omega^T x_i) \geq 1 - z_i$$

# Résolution du problème d'optimisation

- Utilisation de la méthode de Newton :

## Rappel

$$\omega_{n+1} \leftarrow \omega_n + size \times \nabla^2 obj(\omega_n)^{-1} \nabla obj(\omega_n)$$

(ici, en cherchant *size* par *backtracking line search*)

- Rendre le problème indépendant de la *dimension*, ce qui permet d'appliquer cette méthode pour des problèmes à dimension de taille modérée (mais le problème sera dépendant du nombre d'échantillons !) en résolvant le *problème dual*
- Utiliser la méthode de la barrière logarithmique pour s'affranchir des contraintes d'inégalité

## Le problème dual

Après calcul du lagrangien et minimisation par rapport à  $\omega$  et  $z$  :

### Problème dual

$$\max_{\lambda \in \mathbb{R}^{+m}} -\frac{1}{2} \left\| \sum_i \lambda_i y_i x_i \right\|_2^2 + \mathbf{1}^T \lambda$$

avec  $\forall i, 0 \leq \lambda_i \leq C$  si  $z_i > 0$

Obtenir la solution du primal à partir de celle du dual

$$\omega^* = \sum_i \lambda_i^* y_i x_i$$

# Rendre le problème indépendant de la dimension

Utilisation de l'*astuce du noyau* :

## Problème dual

Soit  $K = X^T X$ . Alors :

$$\begin{aligned} \max \quad & -\frac{1}{2} \lambda^T \text{diag}(y) K \text{diag}(y) \lambda + \mathbf{1}^T \lambda \\ \text{avec } \forall i, \quad & 0 \leq \lambda_i \leq C \end{aligned}$$



# Supprimer les contraintes d'inégalité

Utilisation de la *méthode de la barrière logarithmique* :

## Fonction barrière

$$\Phi(\lambda) = \sum_i (-\log(C - \lambda_i) - \log(\lambda_i)) = \sum_i \log\left(\frac{1}{(C - \lambda_i)\lambda_i}\right) = -\sum_i \log((C - \lambda_i)\lambda_i)$$

## Problème d'optimisation final

$$\max -\frac{1}{2}\lambda^T \text{diag}(y)K\text{diag}(y)\lambda + \mathbf{1}^T \lambda + \Phi(\lambda)$$

# Extensions

- Validation croisée pour le choix de la meilleure valeur de  $C$
-