

# **Laboratoires d'Évaluation d'algorithmes pour l'identification de visages statiques**

**SYS828 – Systèmes biométriques**

Responsable et enseignant: Eric GRANGER

Auxiliaire de laboratoire: George Ekladius

Session: A2019

## Laboratoire 4 – Entraînement de classificateurs

Ce laboratoire poursuit la description et la familiarisation de classificateur SVM lors d'un apprentissage supervisé. Alors que le kNN a été présenté dans les laboratoire précédente, ce laboratoire présente les machines à vecteurs de support et la combinaison des classificateurs.

### 4.1 SVM (Machine à vecteurs de support):

Les machines à vecteurs de support (SVM pour "Support Vector Machines") sont des classificateurs binaires qui permettent de séparer deux distribution de classes dans l'espace de représentation à l'aide d'un hyperplan afin de maximiser la *marge* de séparation. Pour un ensemble de d'échantillons  $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$  à deux classes  $y_i = \{\pm 1\}$ , le problème consiste à trouver un hyperplan tel que:

- les données des étiquettes de classe +1 et -1 se trouvent de chaque côté de l'hyperplan et
- la distance des vecteurs les plus proches de l'hyperplan (pour chacune des deux classes) est maximale.

Ces vecteurs sont appelés *vecteurs de support* et la distance de ceux-ci par rapport à l'hyperplan constitue la *marge optimale*.

D'une façon plus formelle, notre objectif est de trouver un hyperplan  $wx + b$ ,  $w \in \mathbb{R}$  et  $b \in \mathbb{R}$  qui sépare les deux classes avec la plus grande marge. La recherche de la marge optimale permettant de déterminer les paramètres  $w$  et  $b$  de l'hyperplan conduit à un problème d'optimisation quadratique qui consiste (dans le cadre général) à minimiser:

$$\left\{ \|w\|^2 + C \sum_i \xi_i \mid y_i(w \cdot \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \right\} \quad (1)$$

où  $C$  est un paramètre de compromis entre la marge et les erreurs<sup>1</sup>,  $\xi_i$  est une variable ressort associée à l'observation  $x_i$ , et  $\phi$  est une transformation (voir Figure 1).

Le problème peut être résolu (entre autre) par la méthode Lagrangienne d'optimisation quadratique avec contraintes (formulation duale) pour maximiser la marge [?] :

$$\left\{ \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \mid 0 \leq \alpha_i \leq C, \sum_i \alpha_i y_i = 0 \right\} \quad (2)$$

où  $\alpha_i$  est le multiplicateur Lagrangien associé au vecteur  $x_i$ . Si la valeur de  $\alpha_i$  est non-nul alors  $x_i$  est un vecteur de support et  $K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$  est le noyau de transformation. Le noyau d'un SVM est une fonction symétrique défini-positive qui permet de projeter les données dans un espace transformé de grande dimension dans lequel s'opère plus facilement la séparation des classes (voir Figure 1a). Parmi les noyaux les plus utilisés nous avons :

- le noyau linéaire:  $K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j$ ,

---

<sup>1</sup> Le choix de  $C$  est critique si les données sont bruitées.

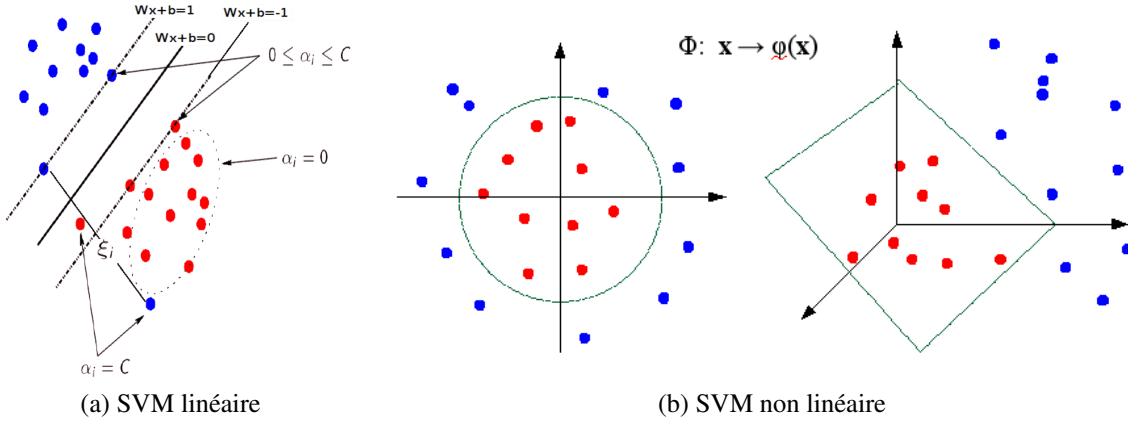


Figure 1: SVMs linéaires (Figure 1a) et non-linéaires en utilisant un noyau (Figure 1b)

- le noyau polynomiale:  $K(x_i, x_j) = (ux_ix_j + v)^p$ , et
- le noyau gaussien:  $K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2})$ .

La décision est obtenue selon (le signe de) la fonction:

$$f(x) = \text{sign} \left[ \sum_i \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right] \quad (3)$$

Lorsqu'il y a plus de deux classes (*i.e.*, les cas à classes multiples), nous pouvons utiliser plusieurs stratégies. La classification multi-classes peut en effet être décomposée en séries de classifications binaires: *un-contre-un* ou *un-contre-le-reste*. Ces méthodes consistent respectivement à (1) entraîner chacun des classificateurs pour séparer une classe du restant des classes ou (2) entraîner les SVMs afin d'obtenir toutes les frontières de décision séparant les classes une à une.

## 5 Expérimentations

- A) Utiliser le script `exp4_svm.m` pour entraîner le classificateur SVM (similaire à méthodologie d'apprentissage de classificateur KNN dans le laboratoire 3).
- Entraîner le réseau SVM en utilisant un apprentissage avec validation “hold-out” et avec validation “cross-validation”.
  - Optimiser l'écart-type et le paramètre C du classificateur SVM en variant sa valeur et en mesurant l'erreur.
  - Essayer les différentes algorithmes d'extraction de caractéristiques.
  - Essayer les différentes bases de données.
- B) Ecrire et exécuter un script (`exp4_faces.m`) pour entraîner le classificateur SVM avec la base de données AT&T, qui a été organisée pour permettre un apprentissage avec validation croisée en 5 blocs et une évaluation des performances.
- Séparer la base de données d'AT&T en bases d'apprentissage et de test. Les 5 premiers visages de chaque individu sont assignés à la base d'apprentissage et les 5 derniers, à la base de test (voir laboratoire 2 et 3).
  - Séparer la base d'apprentissage de manière à faire une validation croisée en 5 blocs. Vous devriez avoir 5 base d'entraînement (contenant 4/5 des données) et 5 bases de validation (le dernier 1/5 des données).

**Fonctions utiles (PRTools) :** `svc`, `stacked`.