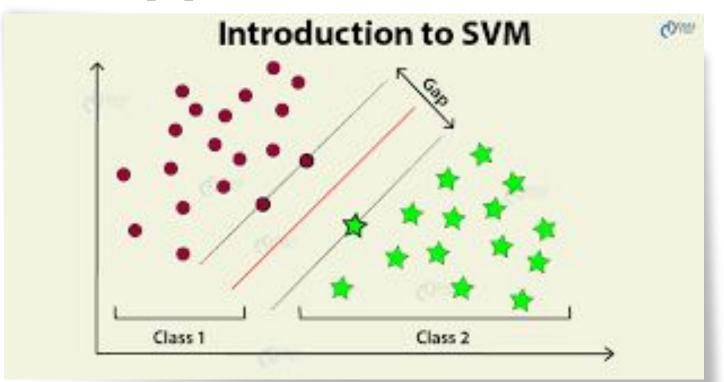
# Veille 6:

## Support Vector Machine (SVM)



#### Présenté par:

Sow Aoua Sanogo Ousmane Diallo Aboubacar Bah Sidi

#### Plan

- Qu'est que le Support Vector Machine?
- La SVM en Classification
- La SVM en Régression
- Sa Représentation Mathématique

#### Scikit-Learn

Scikit-learn est une bibliothèque libre Python destinée à l'apprentissage automatique.



### **I.Support Vector Machine**

#### C'est Quoi?

Machines à vecteurs de support en français ou séparateurs à vaste marge (en anglais support-vector machine, SVM) sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de classification et de régression.



### **I.Support Vector Machine**

#### Toujours pas satisfait?

C'est un modèle de machine learning très puissant et polyvalent, capable d'effectuer une classification linéaire ou non linéaire, une régression et même une détection des outliers (Valeurs aberrantes).



## **I.Support Vector Machine**

#### Comment fonctionne-t-il?

#### Il commence par:

- 1. Le mappage des données à un espace d'attributs haute dimension pour que les points de données puissent être classés, même lorsque les données ne sont pas séparables sur un plan linéaire.
  - Un séparateur entre les catégories est identifié.
- 2. Ensuite, les données sont transformées de sorte que le séparateur puisse être défini comme un hyperplan.
- 3. Ensuite, les caractéristiques des nouvelles données peuvent être utilisées pour prédire le groupe auquel un nouvel enregistrement doit appartenir.



### II. La Classification en SVM

#### C'est quoi la Classification?

En général, c'est un modèle de Machine learning dont la valeur cible est qualitative.

Elle se charge essentiellement d'identifier des groupes d'enregistrements similaires et de répertorier les enregistrements en fonction du groupe auquel ils appartiennent.



### II. La Classification en SVM

#### Classification

SVC, NuSVC et LinearSVC sont des classes capables d'effectuer une classification binaire et multi-classes sur un ensemble de données

### II. La Classification en SVM

#### Classification

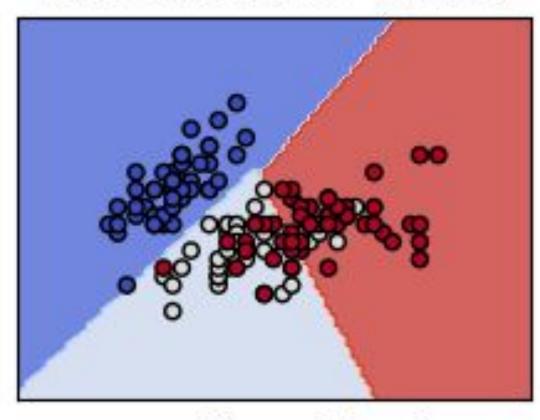
#### 1. <u>La SVC:</u>

Le classificateur SVM est un classificateur binaire à la base

Après avoir donné à un modèle SVM des ensembles de données d'entraînement étiquetées pour chaque catégorie, ils sont capables de catégoriser le nouveau texte

#### SVC with linear kernel

sepal width (cm)



sepal length (cm)

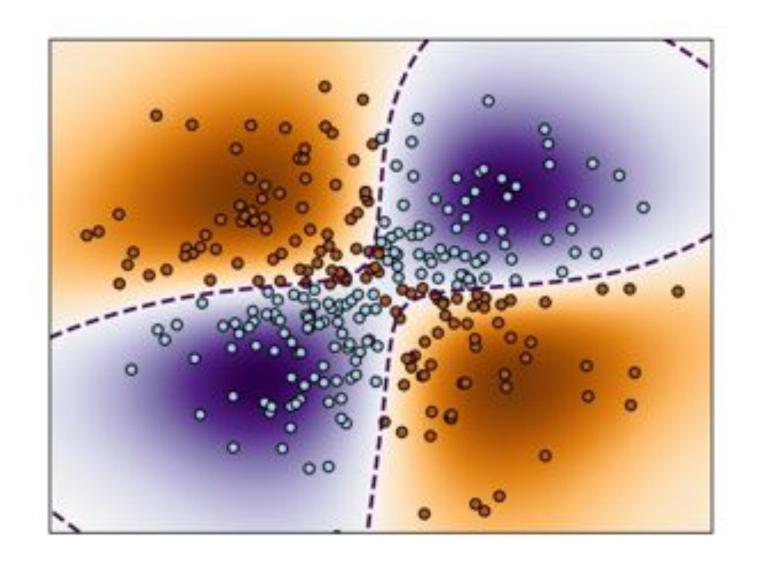
Paramètre (Kernel = "linear")

### II. La SVM en Classification

#### Classification

#### 2. La nuSVC:

C'est une autre classe fournie par scikit-learn qui peut effectuer une classification multi-classes. Semblable à SVC, mais NuSVC accepte des ensembles de paramètres légèrement différents



### II. La SVM en Classification

#### Classification

#### 3. La linearSVC:

C'est une autre implémentation (plus rapide) de la classification des vecteurs de support mais spécifique pour le cas d'un noyau linéaire

### III. La Régression en SVM

#### Régression

En général, c'est un modèle de Machine learning dont la valeur cible est quantitative et permettant de prédire une variable dépendante (objectif) en fonction des variables indépendantes donnés.

### III. La SVM en Régression

#### Régression

#### SVR:

La méthode de classification des vecteurs de support peut être étendue pour résoudre les problèmes de régression, c'est ce qui est appelé <u>SVR</u>.

De manière analogue, la SVR est une méthode qui ne dépend que d'un sous-ensemble des données d'apprentissage, car la fonction de coût ignore les échantillons dont la prédiction est proche de leur cible.

### III. La SVM en Régression

#### Régression

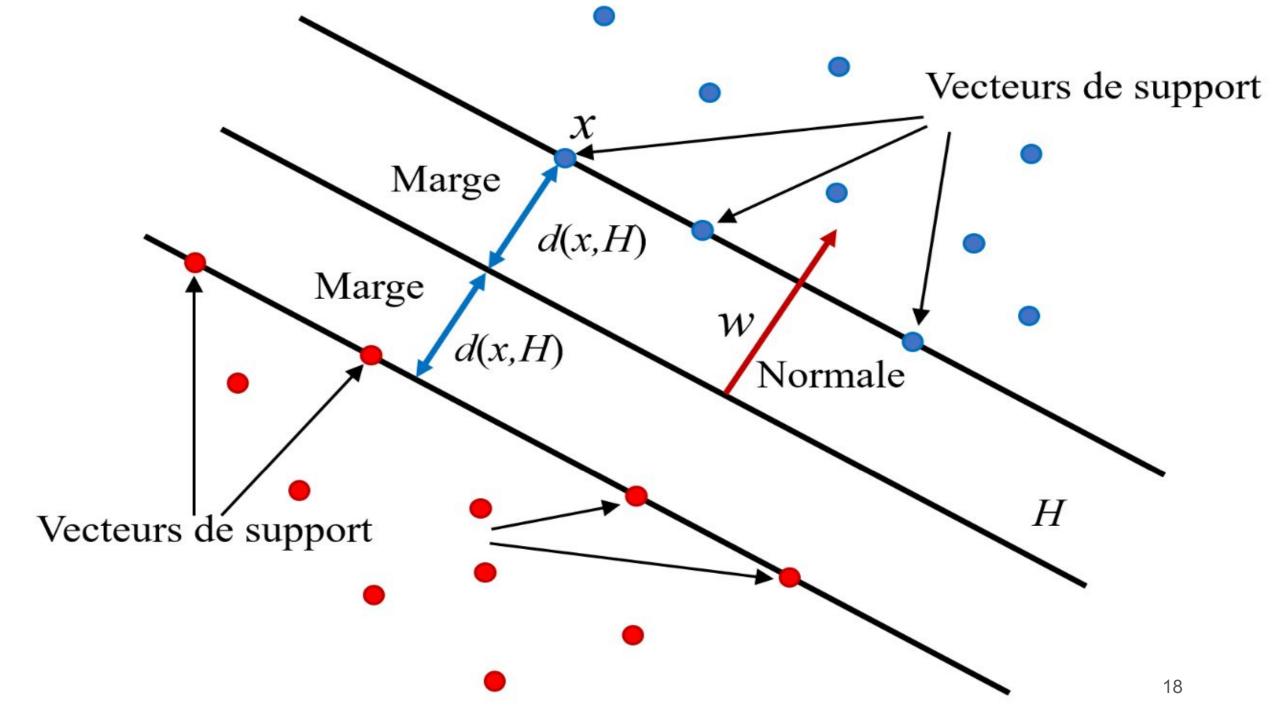
Tout comme dans la classification, elle utilise les même principe que la SVC mais uniquement pour les problèmes de régression

Il existe trois implémentations différentes de Support Vector Regression : SVR, NuSVR et LinearSVR.

LinearSVR fournit une implémentation plus rapide que SVR car il ne considère que le noyau linéaire

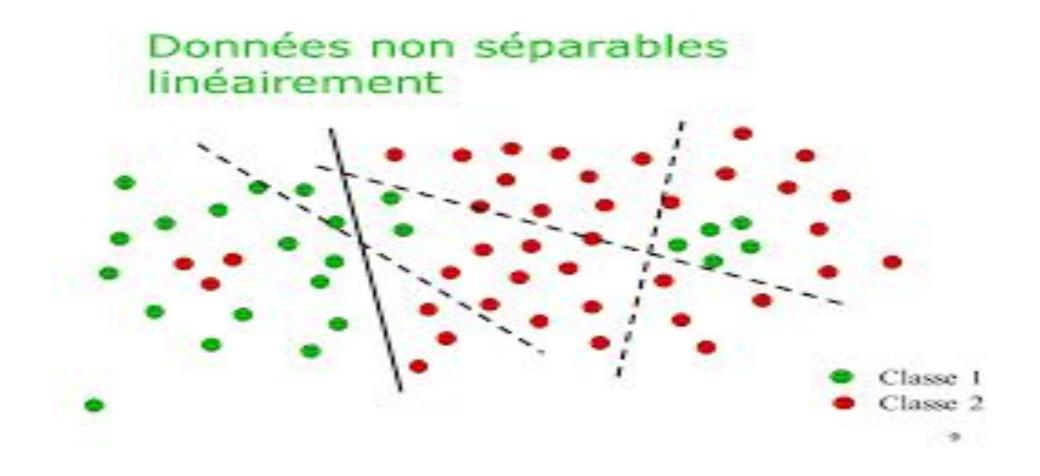
#### En Général

Une machine à vecteurs de support construit un hyper-plan ou un ensemble d'hyperplans dans un espace dimensionnel élevé ou infini, qui peut être utilisé pour la classification, la régression ou d'autres tâches.



#### En Général

En général, lorsque le problème n'est pas linéairement séparable, les vecteurs de support sont les échantillons à l'intérieur des limites de la marge.



#### **En Particulier**

SVC, NuSVC et LinearSVC sont des classes capables d'effectuer une classification binaire et multiclasse sur un dataset.

1-3) NuSVC:(Nu Support Vector Classification)

Dans scikit, SVC et nuSVC sont mathématiquement équivalents

Nous introduisons un nouveau paramètre V(à la place de C) qui contrôle le nombre de vecteurs de support et les erreurs de marge : v compris entre (0,1]

## 1- Pour la Classification:

1-1) SVC: (Support Vector Classification)

SVC résout le problème primal suivant :

$$\min_{w,b,\zeta} rac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n \zeta_i$$
 subject to  $y_i(w^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \zeta_i,$   $\zeta_i \geq 0, i = 1, \ldots, n$ 

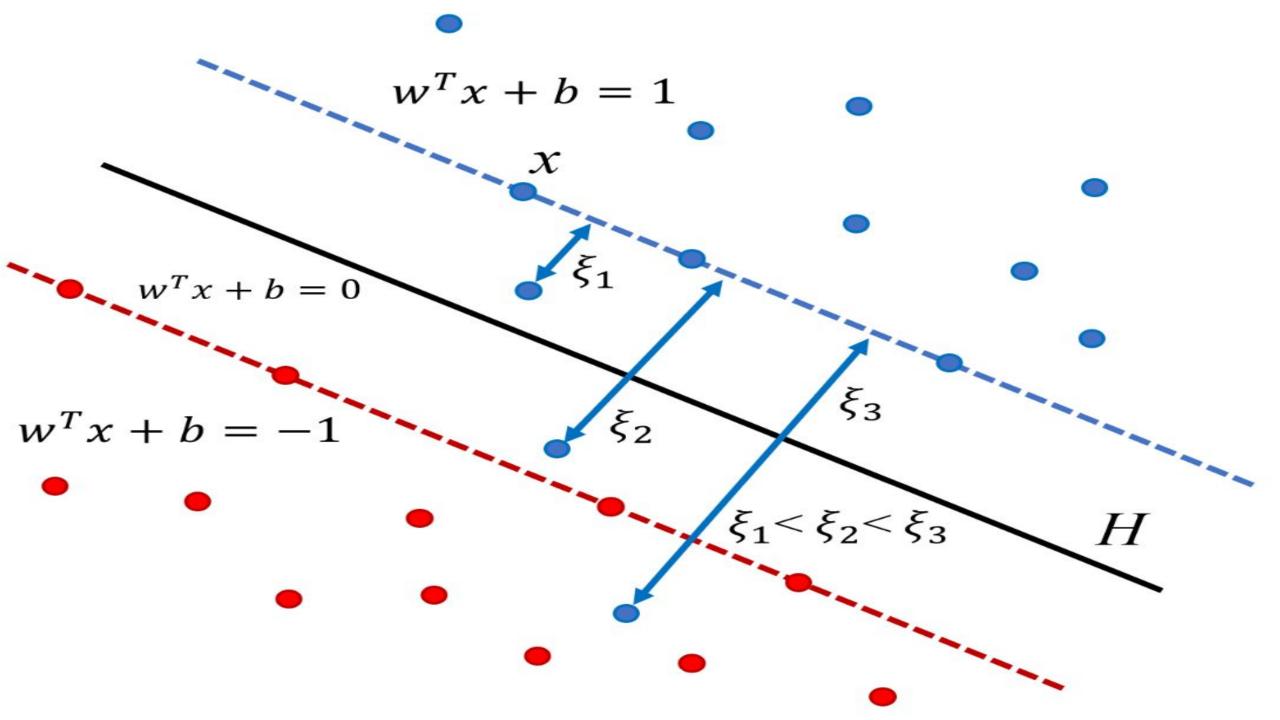
Étant donné les vecteurs d'entraînement $x_i \in \mathbb{R}^p$ , i=1,..., n, en deux classes, et un vecteur  $y \in \{1,-1\}^n$ , notre objectif est de trouver $w \in \mathbb{R}^p$ et $b \in \mathbb{R}$ telle que la prédiction donnée par  $\mathrm{sign}(w^T\phi(x)+b)$ est correct pour la plupart des échantillons.

## 1-2) <u>linearSVC</u>

Le problème primal peut être formulé de la manière suivante:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n \max(0, 1 - y_i(w^T \phi(x_i) + b)),$$

C'est la forme qui est directement optimisée par LinearSVC, mais contrairement à la forme duale, celle-ci n'implique pas de produits internes entre les échantillons, donc la fameuse astuce du noyau ne peut pas être appliquée. C'est pourquoi seul le noyau linéaire est supporté par LinearSVC



## 2- Pour la Régression:

## 2-1) <u>SVR</u>:(Support Vector Regression)

Étant donné les vecteurs d'entraînement $x_i \in \mathbb{R}^p$ , i=1,..., n, et un vecteur $y \in \mathbb{R}^n$   $\varepsilon$ -SVR résout le problème primal suivant :

$$egin{aligned} \min_{w,b,\zeta,\zeta^*} rac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n (\zeta_i + \zeta_i^*) \ ext{subject to } y_i - w^T \phi(x_i) - b \leq arepsilon + \zeta_i, \ w^T \phi(x_i) + b - y_i \leq arepsilon + \zeta_i^*, \ \zeta_i, \zeta_i^* \geq 0, i = 1, \dots, n \end{aligned}$$

lci, nous pénalisons les échantillons dont la prédiction est au moins les epsilons loin de leur véritable cible.

## 2-2) LinearSVR

Le problème primal peut être formulé de manière équivalente comme:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1} \max(0, |y_i - (w^T \phi(x_i) + b)| - \varepsilon),$$

où nous utilisons la perte epsilon-insensible, c'est-à-dire des erreurs inférieures à epsilon sont ignorées.

## Les domaines d'applications des SVM :

Vu leur composition comme des techniques d'apprentissage, les SVM sont utilisés dans les domaines de :

- Reconnaissance de formes/Classification :
- Vision Machine : Identification de visage, reconnaissance d'expression faciale
- Reconnaissance des chiffres manuscrits : les résultats d'USPS (service de la poste des états unis) database comparable à la meilleure approche (1.1% taux d'erreur).
- Catégorisation de texte : un exemple populaire est le corpus de texte de l'agence Reuters qui a collecté 21450 documents d'information datant de 1997 et les a partitionnés en 135 catégories différentes.
- Bioinformatique : prédiction de la structure des protéines, prédiction du progrès d'une maladie.
- Régression : estimation et prédiction des valeurs des fonctions

### Particularité:

Un des avantages du SVM est qu'on connait comment ça fonctionne, la logique qui est derrière, contrairement aux autres méthode de classification qu'on a vu jusque là