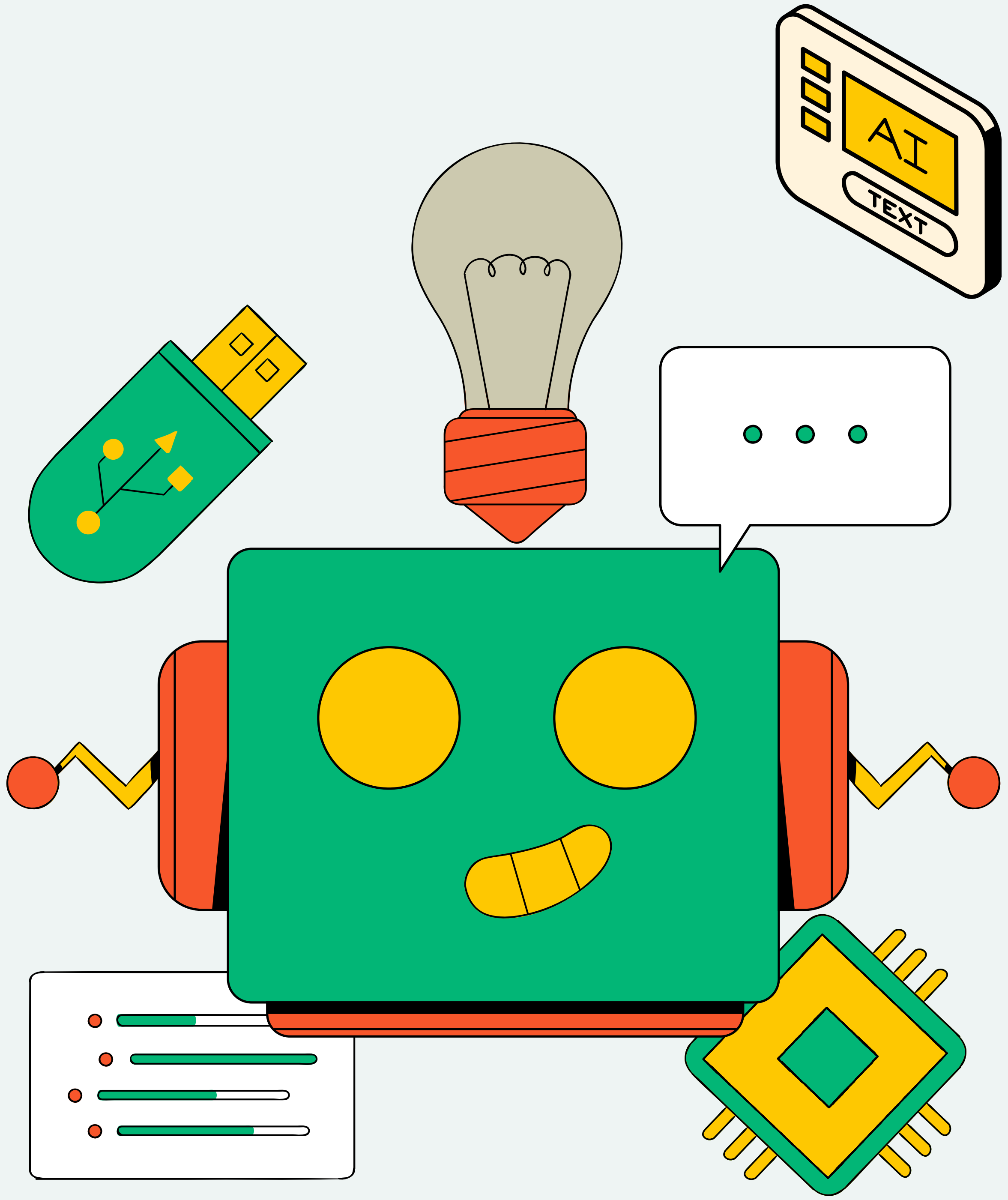
MACHINE LEARNING



SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

PRÉSENTATION

TRAVAIL ÉLABORÉ PAR

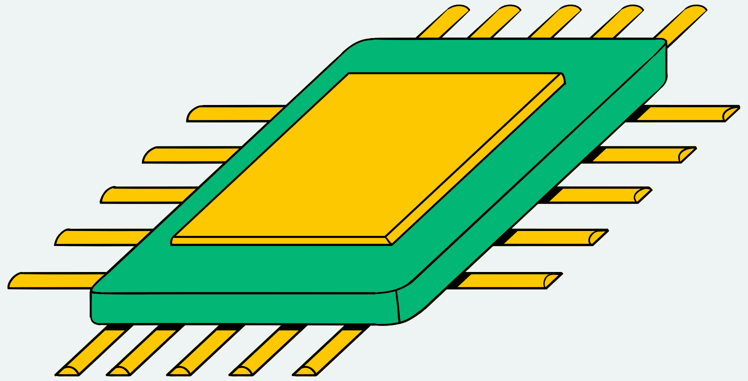
AHMED AZIZ MHIRI

MOHAMED RAMI ZAIRI

AHMED JERBI

HOUSSEM SLAIMI

AHMED AZIZ WADANI



PLAN

INTRODUCTION

Les machines à vecteurs de support (SVM) sont des algorithmes d'apprentissage supervisé utilisés principalement pour les tâches de classification et de régression

les SVM se distinguent par leur capacité à trouver l'hyperplan optimal qui sépare les différentes classes dans un espace de données, maximisant ainsi la marge entre les points de données des différentes classes

PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT

REPRÉSENTATION DES DONNÉES

Les données d'entraînement sont représentées sous forme de points dans un espace de caractéristiques. Chaque point correspond à un vecteur de caractéristiques, et chaque point appartient à une classe

SÉPARATION DES CLASSES

L'objectif est de trouver un hyperplan qui sépare les données de différentes classes. Pour les données linéairement séparables, il existe potentiellement plusieurs hyperplans qui pourraient séparer les classes

HYPERPLAN OPTIMAL

Parmi tous les hyperplans possibles, le SVM choisit celui qui maximise la marge, c'est-à-dire la distance entre l'hyperplan et les points de données les plus proches de chaque classe. Cette marge maximale assure une meilleure généralisation du modèle aux nouvelles données

FORMULATION MATHÉMATIQUE

La recherche de l'hyperplan optimal est formulée comme un problème d'optimisation. On minimise une fonction objectif sous contraintes, souvent résolue par des techniques comme les multiplicateurs de Lagrange

DONNÉES NON LINÉAIRES

Lorsque les données ne sont pas linéairement séparables, le SVM utilise des fonctions noyaux (kernels) pour transformer les données dans un espace de plus haute dimension où une séparation linéaire devient possible

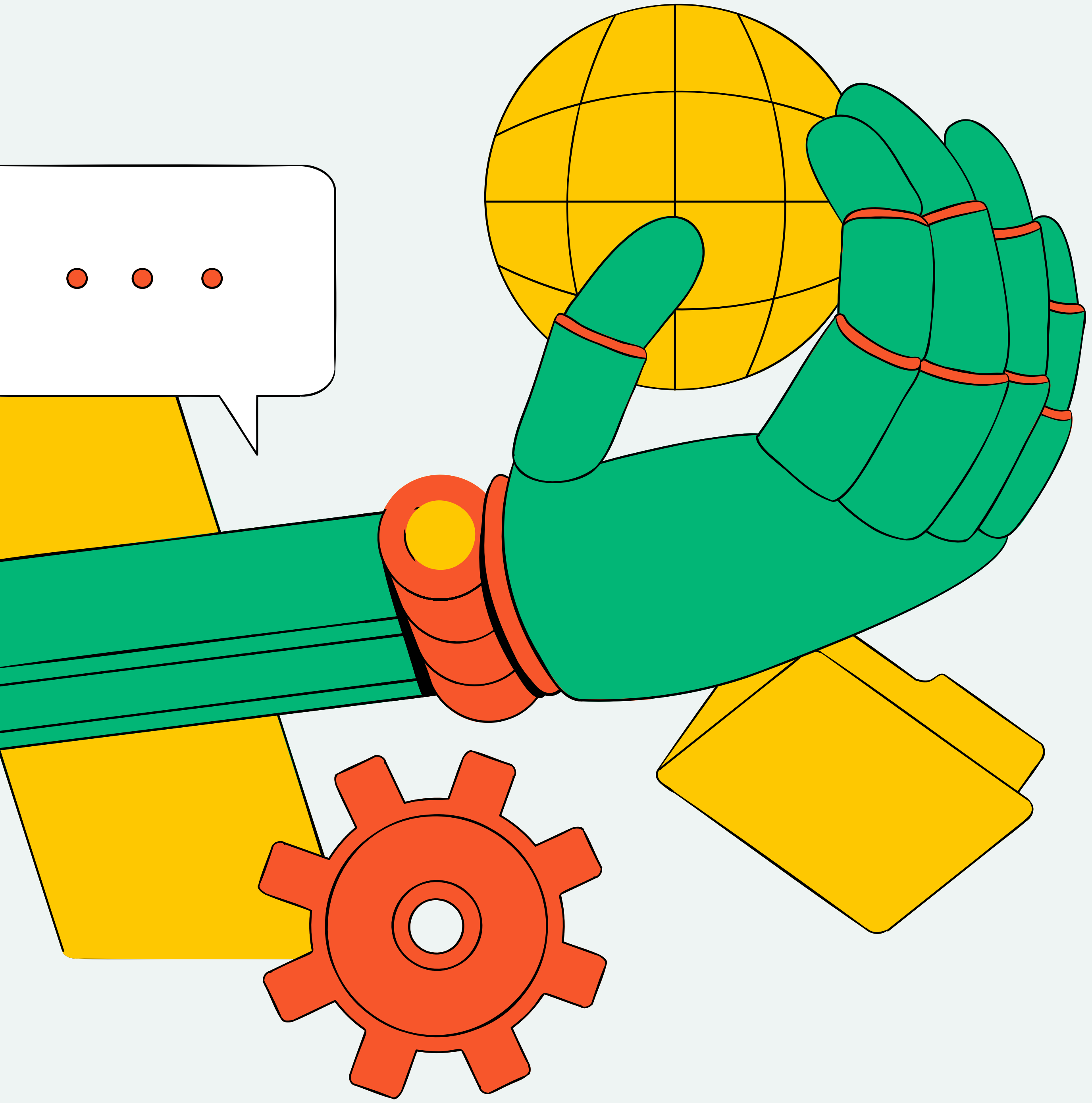
SOFT MARGIN SVM

Pour gérer les données bruitées ou les outliers, une variante appelée "soft margin SVM" est utilisée. Elle introduit des variables de relaxation qui permettent à quelques points de données de se trouver du mauvais côté de l'hyperplan

PRÉDICTION

Une fois le modèle entraîné, pour classer un nouveau point de données, le SVM évalue de quel côté de l'hyperplan le point se situe. Cela détermine la classe attribuée au nouveau point

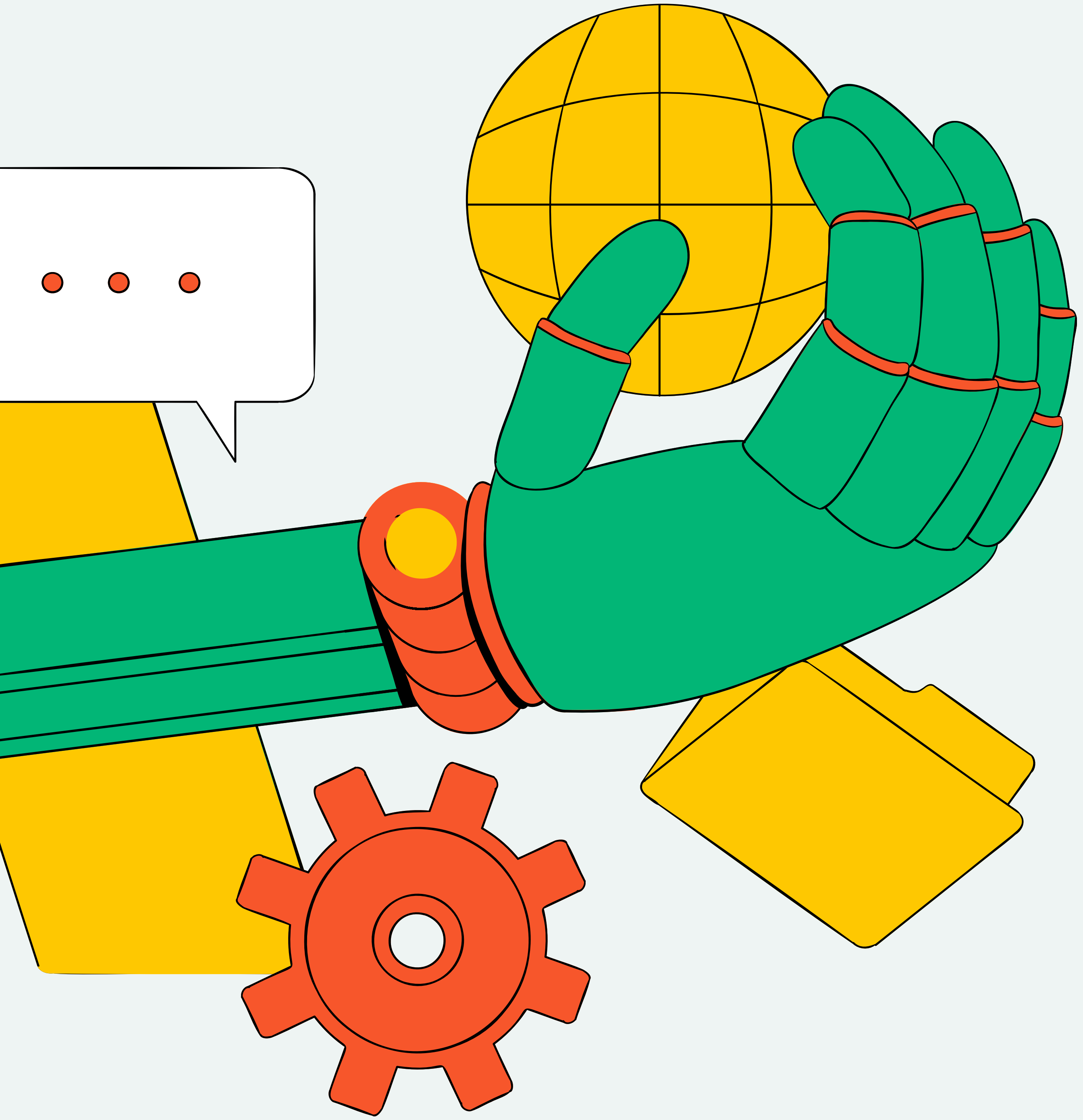
FORMULATION MATHÉMATIQUE



1. SVM Linéaires

Objectif:
Trouver l'hyperplan qui sépare le mieux les deux classes de données dans un espace de caractéristiques. Pour un ensemble de données (xi,yi)(xi,yi) où $xi\in Rn$xi∈Rn et $yi\in\{-1,1\}$yi∈{-1,1}, l'hyperplan est défini par l'équation $w\cdot x+b=0$w·x+b=0.

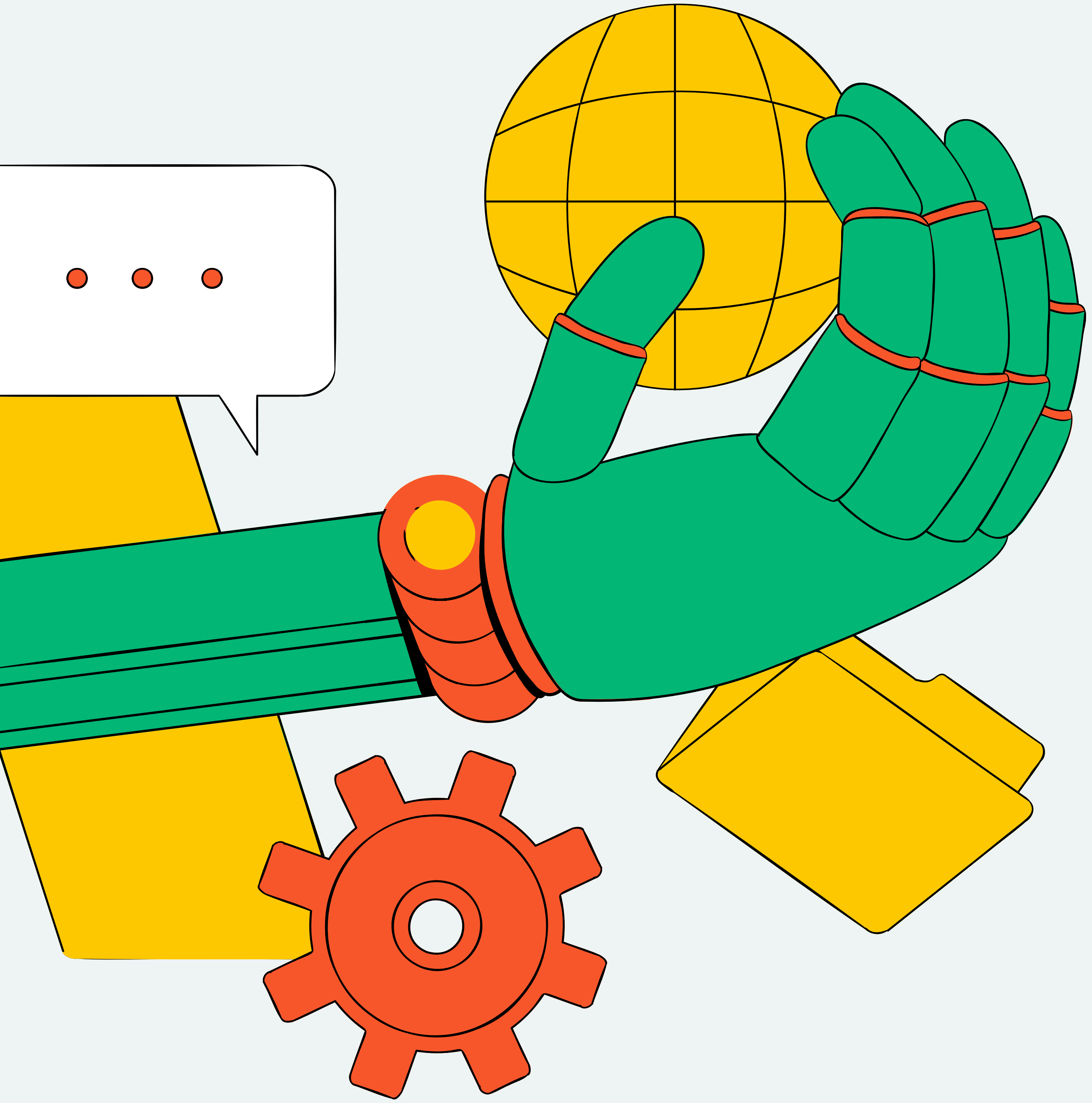
FORMULATION MATHÉMATIQUE



1. SVM Linéaires
Formulation du Problème de l'Optimisation:

Minimiser la fonction objectif suivante :
minw,b12∥w∥2minw,b21∥w∥2
Sous contraintes : $yi(w\cdot xi+b)$≥1,∀$i$yi(w⋅xi+b)≥1,∀i

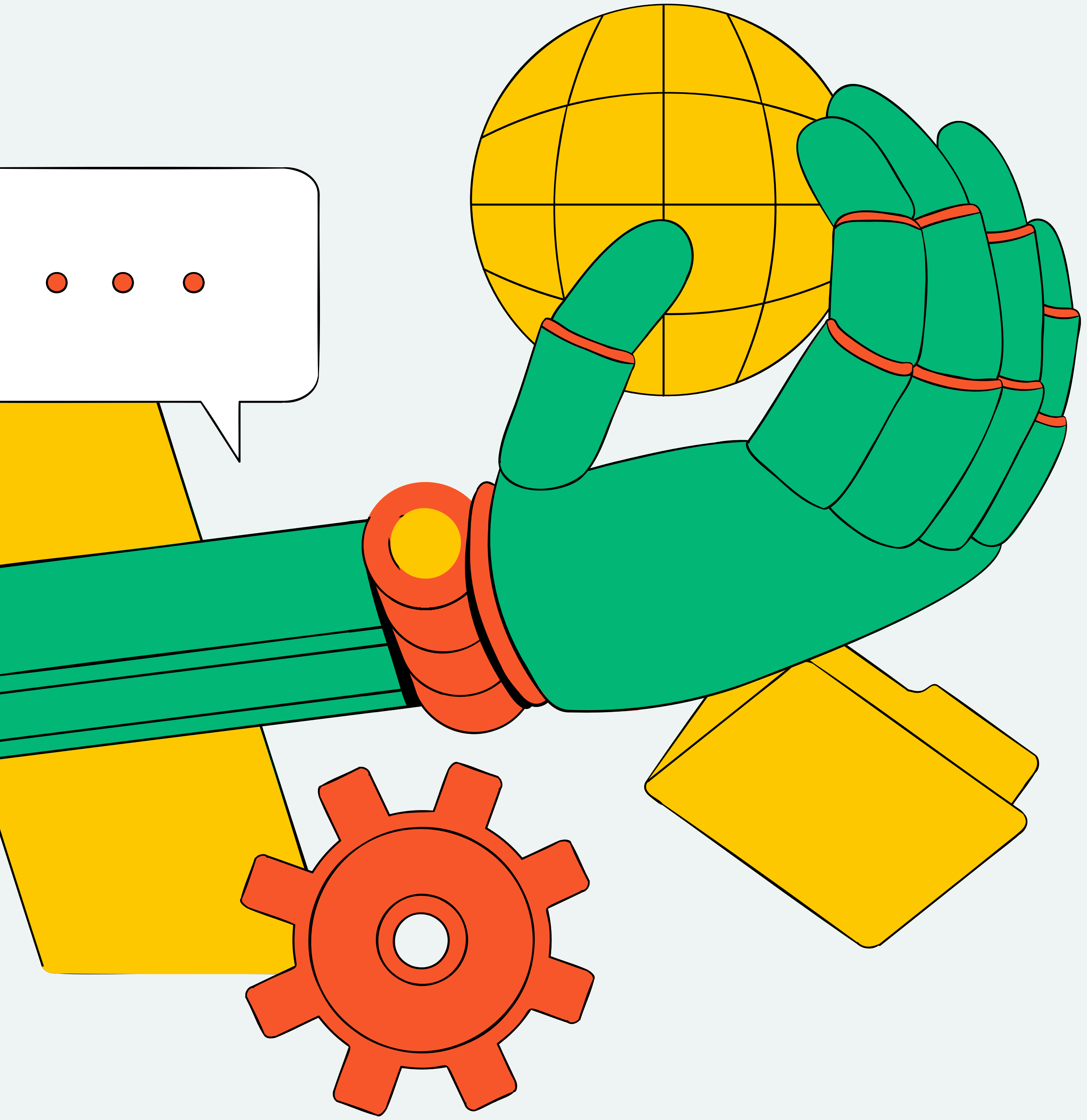
FORMULATION MATHÉMATIQUE



1. SVM Linéaires

Problème Dual
Le problème dual permet de résoudre plus efficacement le problème de SVM : Maximiser la fonction suivante :
$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^{N} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \cdot x_j$$
Sous contraintes : $\sum_{i=1}^{N} \alpha_i y_i = 0$
$0 \leq \alpha_i \leq C, \forall i$
où α_i sont les multiplicateurs de Lagrange et C est un paramètre de régularisation

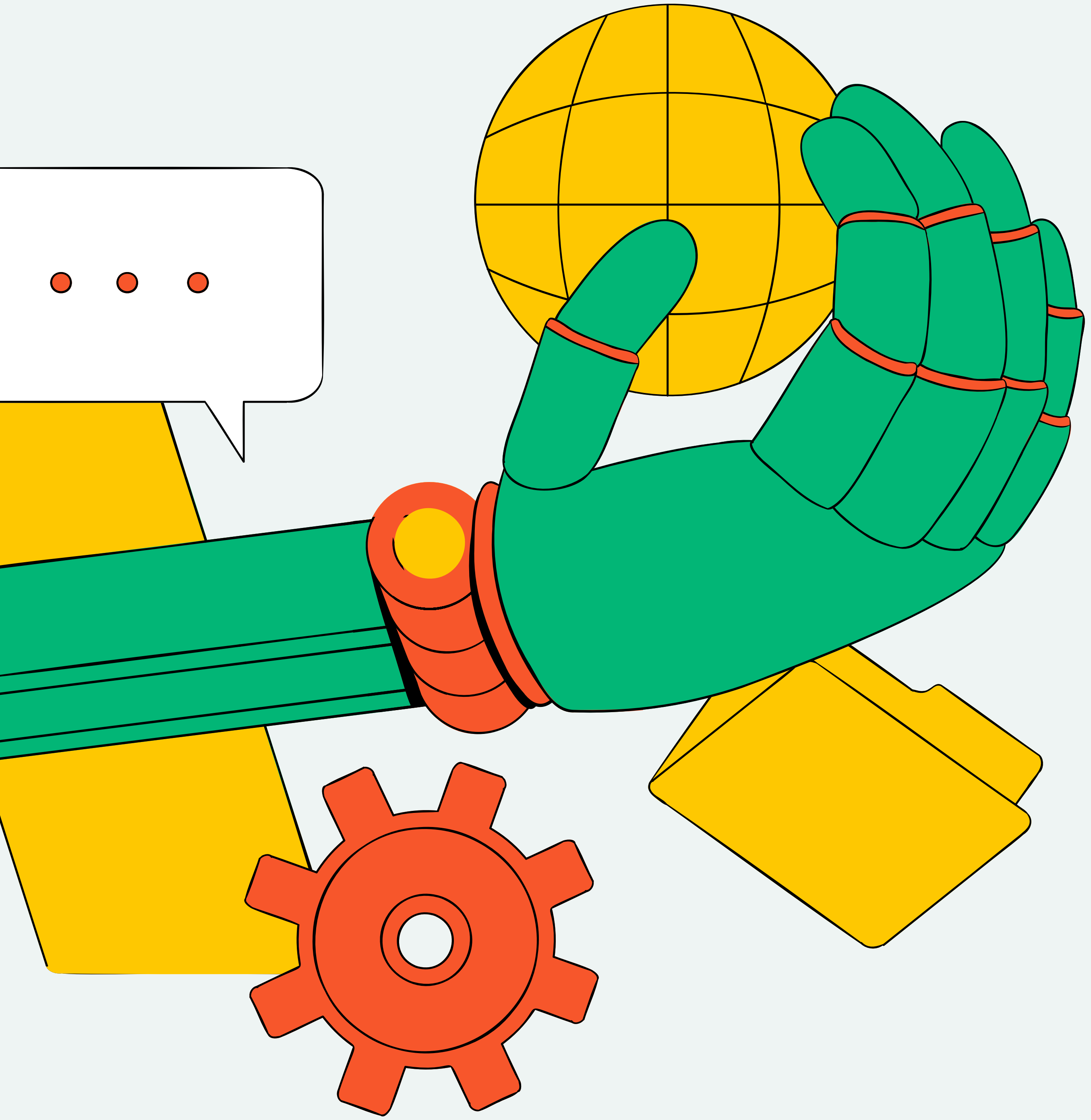
FORMULATION MATHÉMATIQUE



2. SVM Non Linéaires

Les SVM non linéaires utilisent un trucage appelé le noyau (kernel) pour transformer les données dans un espace de caractéristiques de dimension supérieure où un hyperplan linéaire peut être utilisé pour la séparation

FORMULATION MATHÉMATIQUE

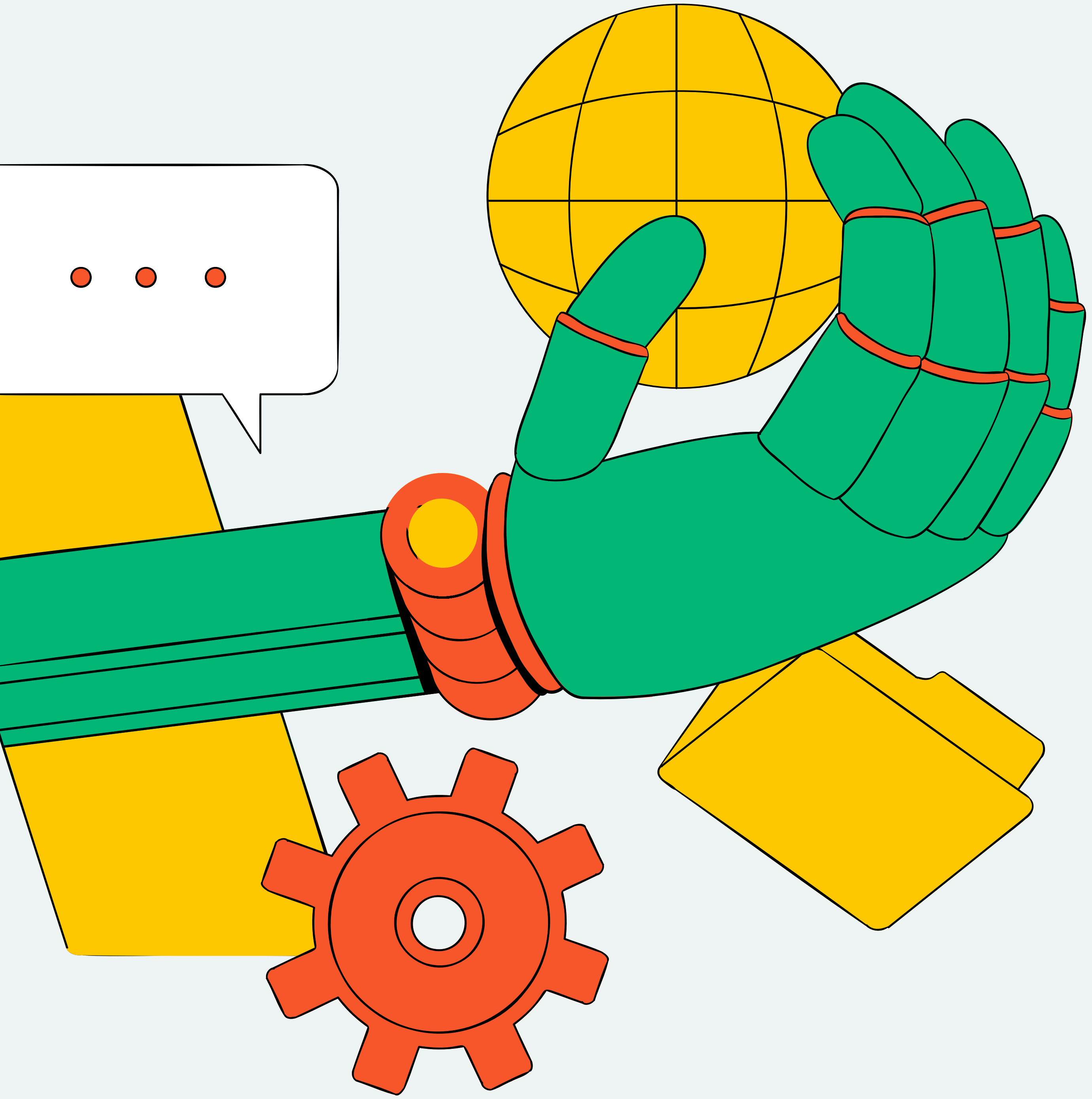


2. SVM Non Linéaires

Noyaux Courants

- Noyau linéaire : $K(xi,xj)=xi\cdot xj$K(xi,xj)=xi·xj
- Noyau polynomial : $K(xi,xj)=(xi\cdot xj+1)d$K(xi,xj)=(xi·xj+1)d
- Noyau gaussien (RBF) : $K(xi,xj)=\exp(-\|xi-xj\|22\sigma 2)$K(xi,xj)=exp(−2σ2∥xi−xj∥2)

FORMULATION MATHÉMATIQUE



2. SVM Non Linéaires

Formulation du Problème de l'Optimisation avec Noyau

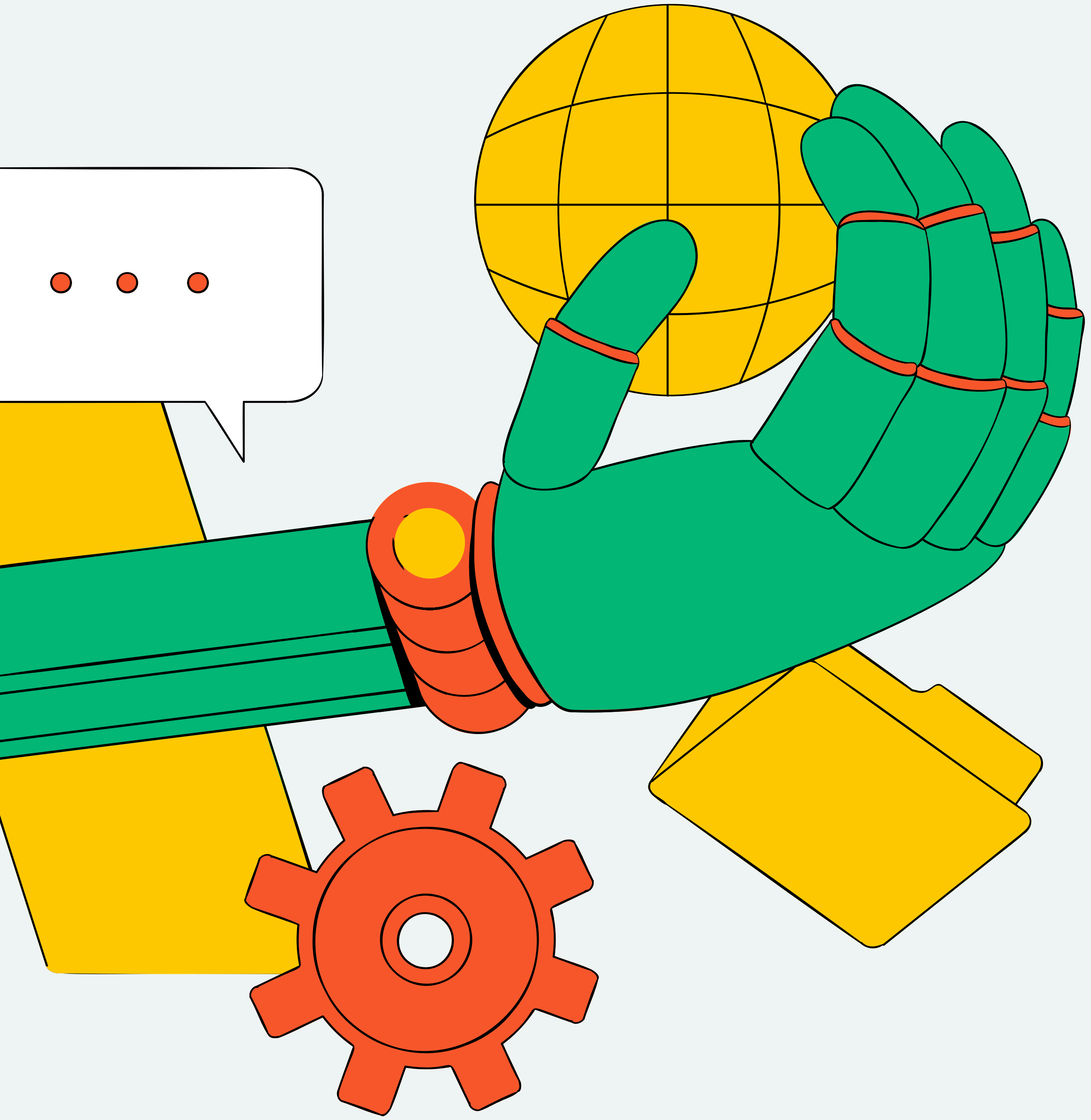
Maximiser la fonction suivante :

$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^{N} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j)$

maxα∑i=1Nαi−21∑i=1N∑j=1NαiαjyiyjK(xi,xj)

Sous contraintes : $\sum_{i=1}^{N} \alpha_i y_i = 0$ ∑i=1Nαiyi =0 $0 \leq \alpha_i \leq C, \forall i$ 0≤αi≤C, ∀ i

FORMULATION MATHÉMATIQUE



Décision

La fonction de décision pour prédire la classe d'un nouveau point xx est donnée par :

Pour SVM linéaire :

$f(x)=\text{sign}(w\cdot x+b)$f(x)=sign(w·x+b)

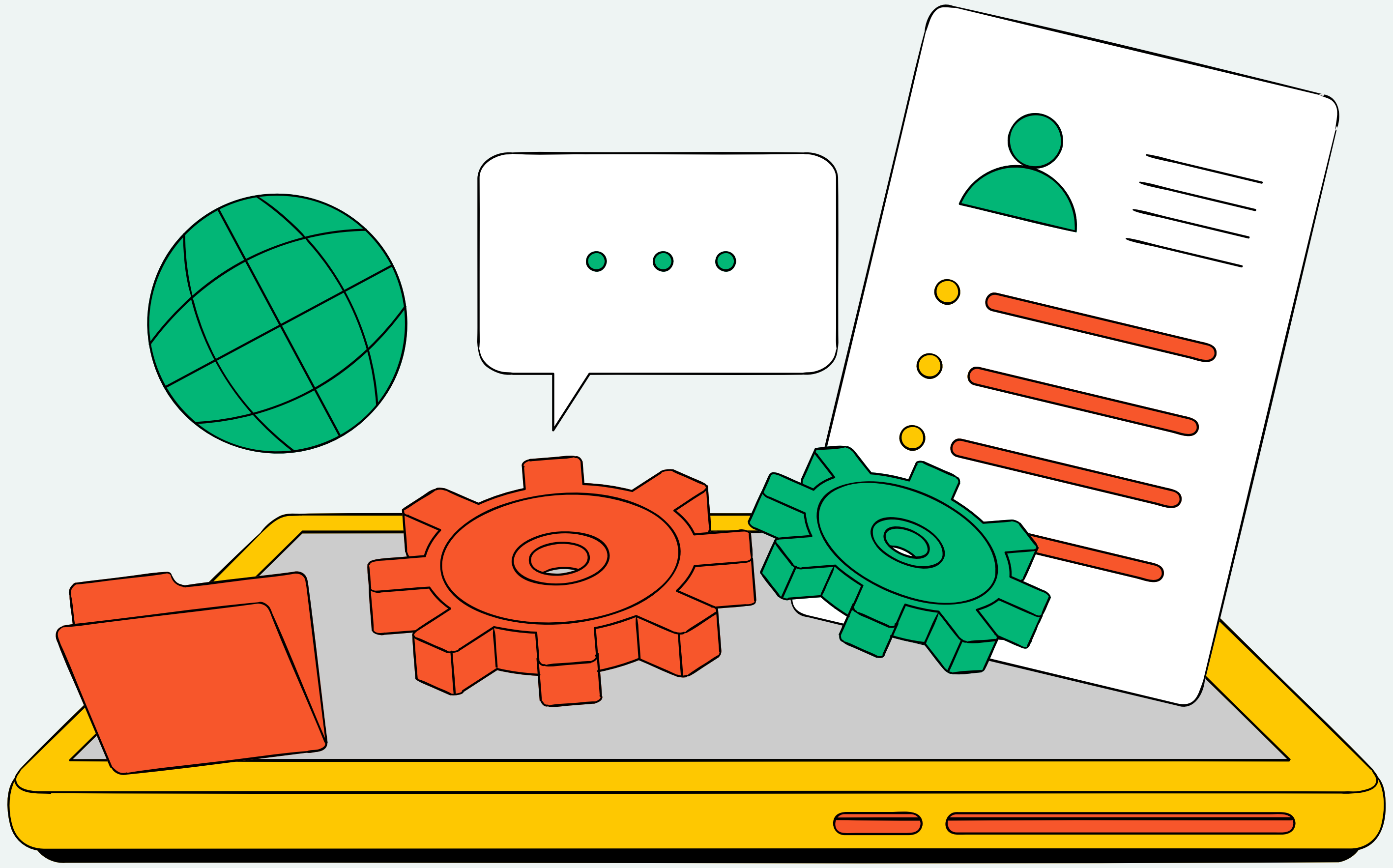
Pour SVM non linéaire :

$f(x)=\text{sign}(\sum i=1 N \alpha i y i K(xi,x)+b)$f(x)=sign(∑i=1 NαiyiK(xi,x)+b)

TYPES DES SVM

SVM linéaire

SVM non linéaire

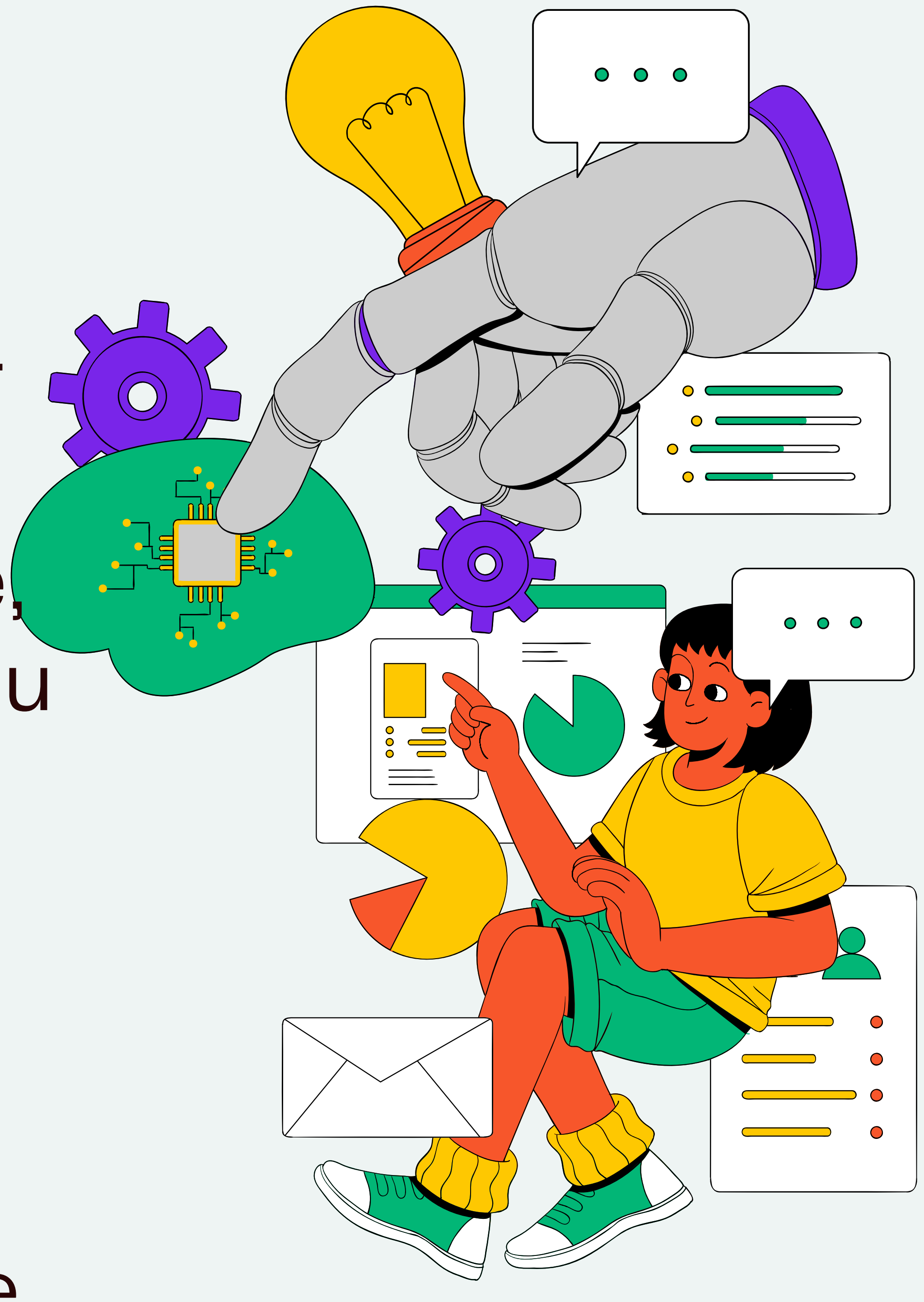


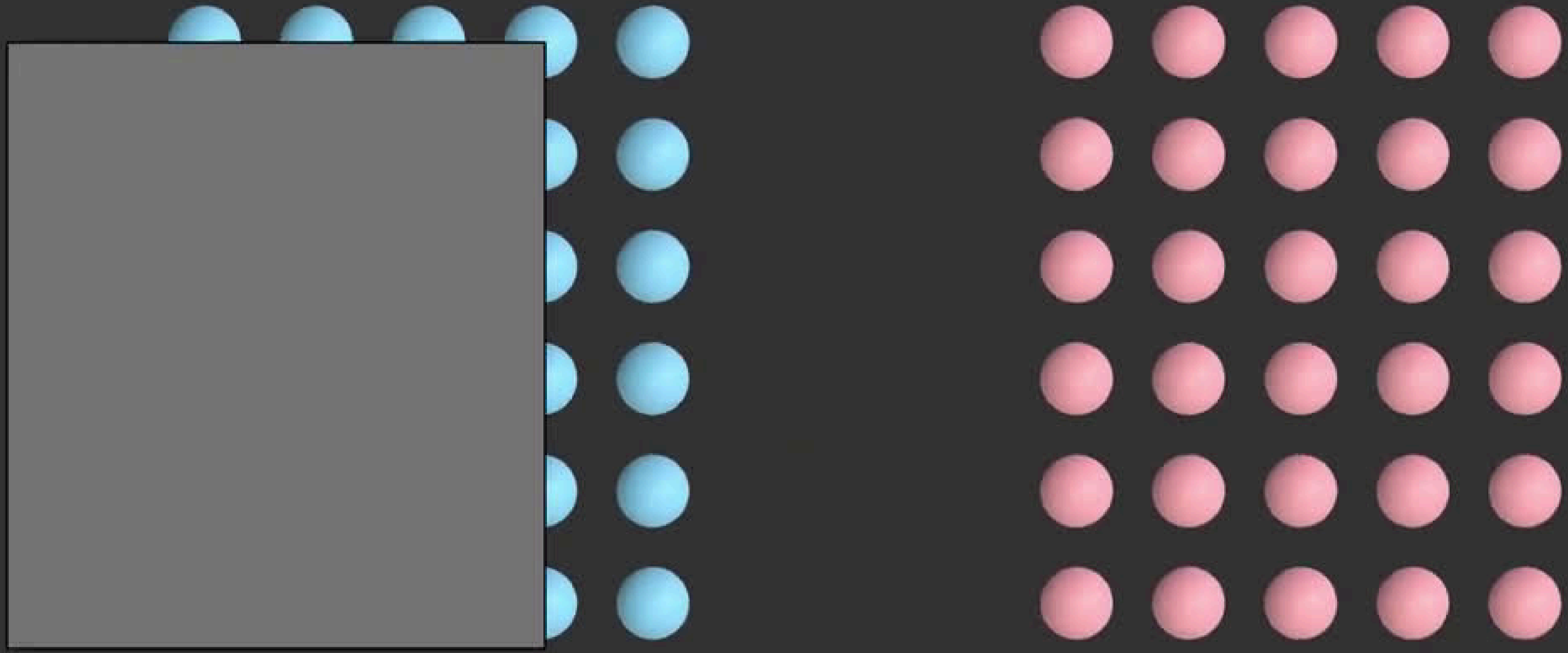
SVM LINEAIRE

Les machines à vecteurs de support (SVM) linéaires sont des modèles d'apprentissage automatique utilisés pour la classification et la régression. Leur principe repose sur la recherche d'un hyperplan qui sépare de manière optimale les données en classes distinctes dans un espace de caractéristiques de dimension supérieure. L'objectif est de maximiser la marge, c'est-à-dire la distance entre l'hyperplan et les échantillons les plus proches de chaque classe, ce qui permet d'obtenir un modèle de classification robuste et peu sensible au surajustement.

SVM NON LINEAIRE

Les machines à vecteurs de support (SVM) non linéaires étendent le concept des SVM linéaires pour traiter des ensembles de données non linéairement séparables. Au lieu de chercher un hyperplan linéaire, les SVM non linéaires utilisent des fonctions de noyau pour projeter les données dans un espace de caractéristiques de dimension supérieure, où elles peuvent être séparées par un hyperplan. Les fonctions de noyau permettent de capturer des relations non linéaires entre les caractéristiques des données, ce qui les rend plus flexibles et capables de modéliser des structures plus complexes.





DIFFÉRENCE ENTRE LES DEUX TYPES DE SVM

SVM LINÉAIRE

- Recherche un hyperplan linéaire qui sépare les données en classes distinctes
- Utilise un produit scalaire pour calculer les distances entre les points et l'hyperplan
- Convient aux ensembles de données linéairement séparables

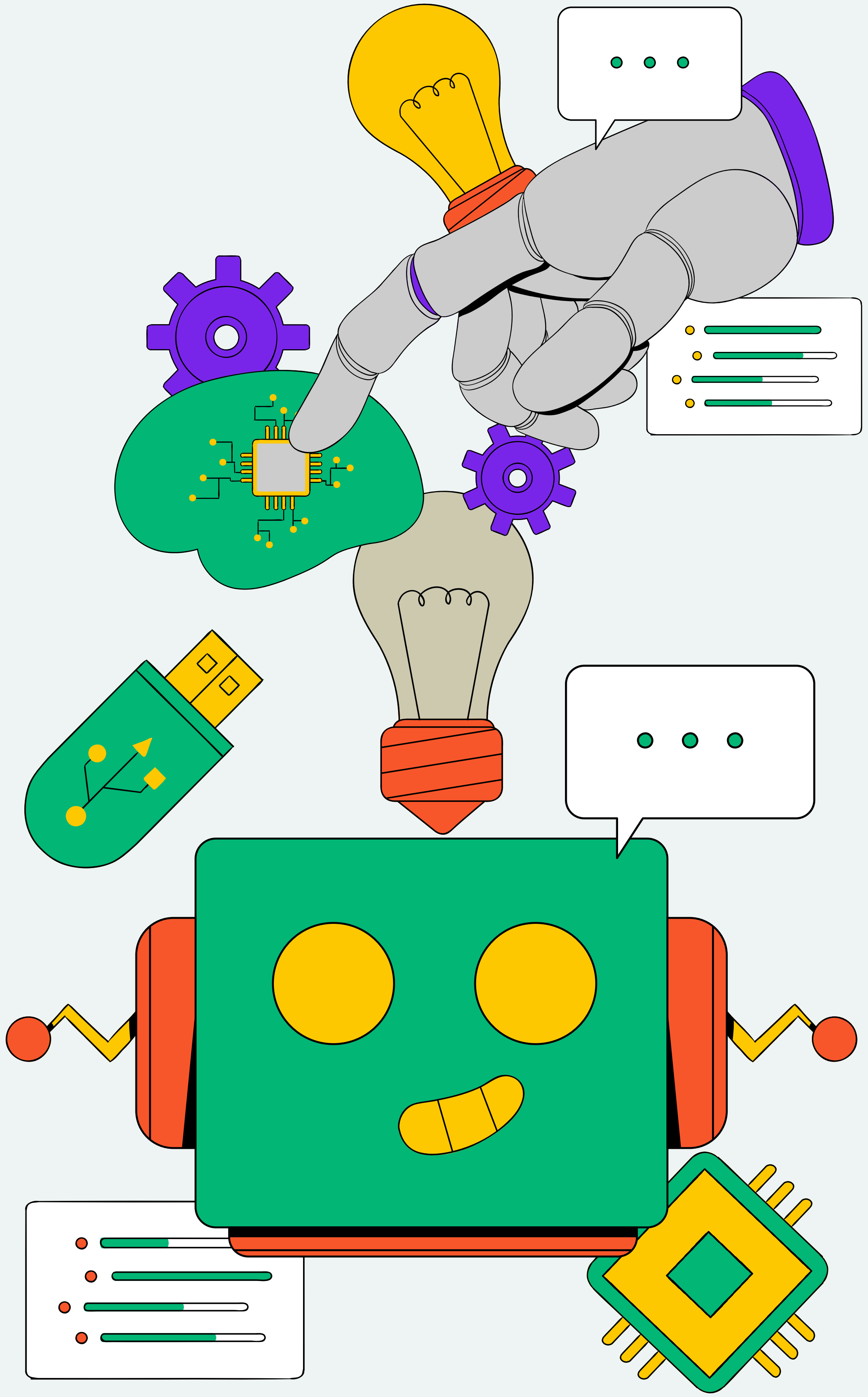
SVM NON LINÉAIRE

- Utilise des fonctions de noyau pour projeter les données dans un espace de caractéristiques de dimension supérieure
- Recherche un hyperplan non linéaire qui sépare les données dans cet espace de caractéristiques
- Peut gérer des ensembles de données non linéairement séparables en transformant les données dans un espace où elles le sont

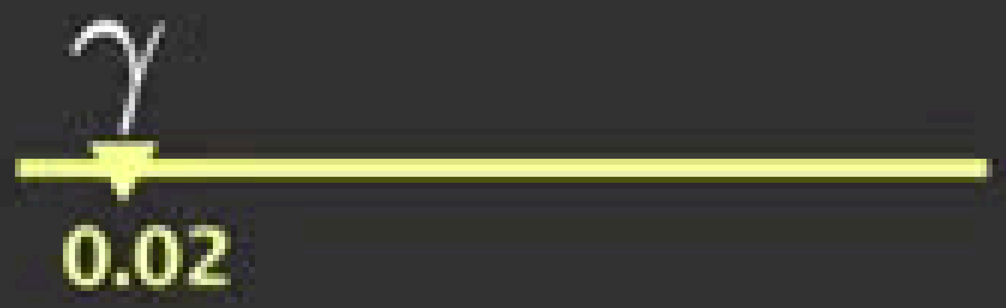
FONCTIONNEMENT DE NOYAU

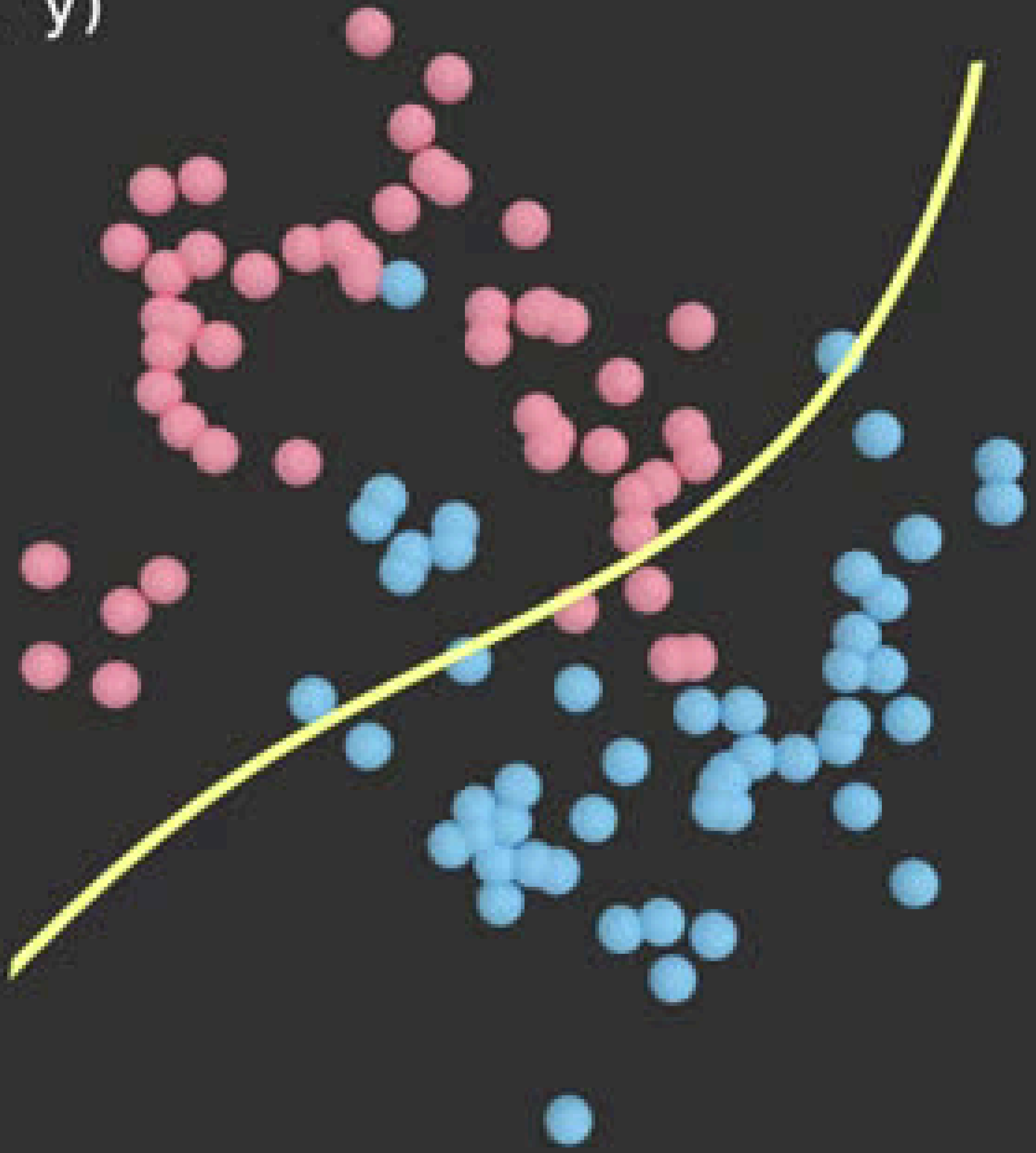
Transformation Implicite : Au lieu de transformer explicitement chaque point de données xx dans un espace de caractéristiques de dimension supérieure $\phi(x)$ϕ(x), nous utilisons une fonction de noyau $K(xi,xj)$K(xi,xj) qui calcule directement le produit scalaire dans cet espace transformé : $K(xi,xj)=\phi(xi)\cdot\phi(xj)$K(xi,xj)=ϕ(xi) · ϕ(xj)

Maximisation de la Fonction Duale : La formulation du problème dual des SVM fait largement appel aux produits scalaires des paires de points de données. En utilisant des noyaux, nous pouvons remplacer ces produits scalaires par des fonctions de noyau, évitant ainsi le calcul explicite des transformations dans l'espace de caractéristiques

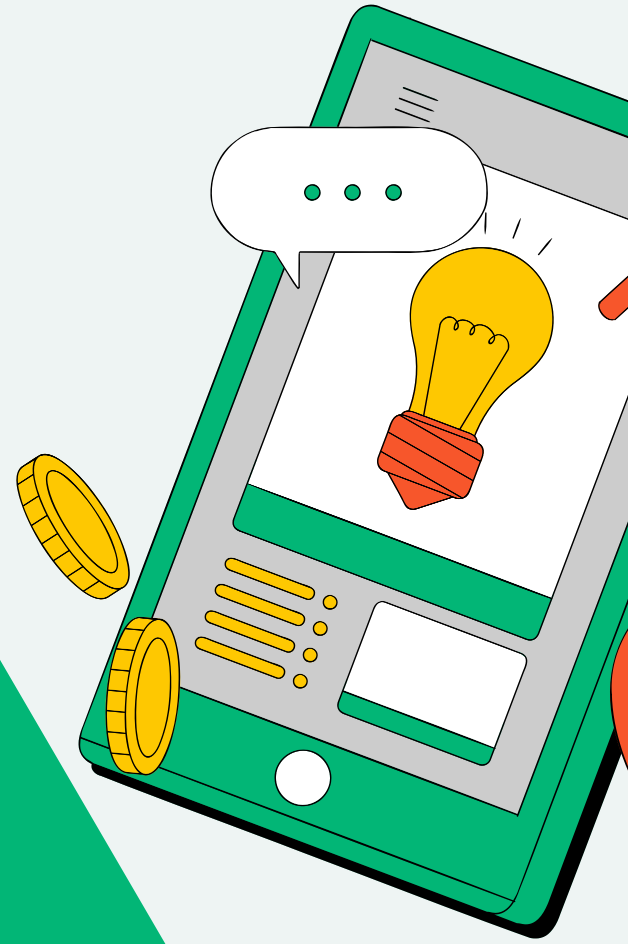


```
SVC(kernel='rbf', gamma= 0.02 ).fit(X, y)
```





PARAMÉTRES IMPORTANTS



- Paramètre de Régularisation (C)
- Type de Noyau (Kernel)
- Paramètres du Noyau
- Seuil de Tolérance (tol)
- Paramètre de Tolérance (ε) dans les SVM de Régression
- Nombre Maximum d'Itérations (max_iter)

AVANTAGES DE SVM

Efficacité dans les espaces de grande dimension

Capacité à gérer les ensembles de données de petite taille

Bonne généralisation

Flexibilité dans le choix des fonctions de noyau

LIMITES DE SVM

- Sensibilité aux paramètres
- Complexité computationnelle
- Difficulté à interpréter les résultats
- Sensibilité au bruit

APPLICATIONS DES SVM

01

CLASSIFICATION DE TEXTES ET D'IMAGES

Les SVM sont utilisés pour classifier des documents texte en fonction de leur contenu ou pour identifier des objets dans des images. Par exemple, ils peuvent différencier des e-mails en spam et non-spam.

02

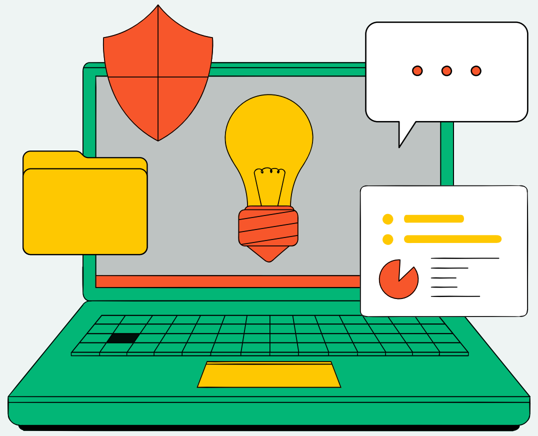
PRÉVISION FINANCIÈRE

Les SVM peuvent être appliqués à la prévision des marchés financiers en analysant des tendances et en prédisant des mouvements de prix basés sur des données historiques.

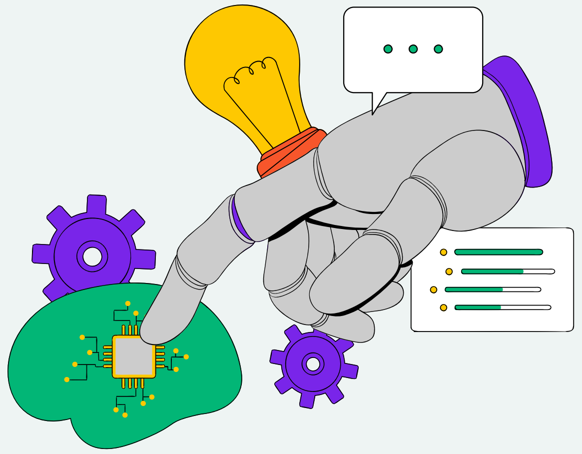
03

DÉTECTION DE FRAUDE

Les SVM peuvent aider à détecter des comportements frauduleux dans des transactions financières en identifiant des modèles anormaux dans les données.



CONCLUSION



LES SUPPORT VECTOR MACHINES (SVM) SONT DES OUTILS PUISSANTS DANS LE DOMAINE DE L'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE, OFFRANT DES SOLUTIONS EFFICACES POUR DES TÂCHES DE CLASSIFICATION ET DE RÉGRESSION. LEUR CAPACITÉ À TROUVER L'HYPERPLAN OPTIMAL POUR SÉPARER LES CLASSES EN FAIT UNE MÉTHODE ROBUSTE ET FIABLE.