


# Utiliser des Support Vector Machines pour apprendre un noyau de viabilité

G. Deffuant   S. Martin   L. Chapel

Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes Complexes (LISC)  
Cemagref

Majecstic, 16 - 18 novembre 2005



- 
- Dans de nombreuses applications en écologie ou économie, on veut contrôler un système afin de le maintenir dans un ensemble donné
  - Pour cela, on recherche le noyau de viabilité du système
  - Mais
    - la résolution de ce problème est difficile pour des espaces de grande dimension
    - la solution est difficile à manipuler
  - Nous proposons un algorithme spécifique qui résout ces problèmes



1. Théorie de la viabilité
2. Support Vector Machines
3. Algorithme proposé
4. Exemple d'application
5. Conclusion





1. Théorie de la viabilité
2. Support Vector Machines
3. Algorithme proposé
4. Exemple d'application
5. Conclusion



# Théorie de la viabilité

## Définition

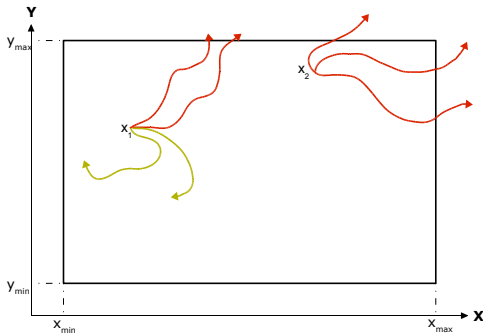
- But : contrôler un système dynamique afin qu'il survive dans un ensemble d'états admissibles, ou espace des contraintes
- Système dynamique

$$\begin{cases} x'(t) = \varphi(x(t), u(t)), & \text{pour tout } t \geq 0 \\ u(t) \in U(x(t)) \subset \mathbb{R}^q \end{cases} \quad (1)$$

# Théorie de la viabilité

## Définition

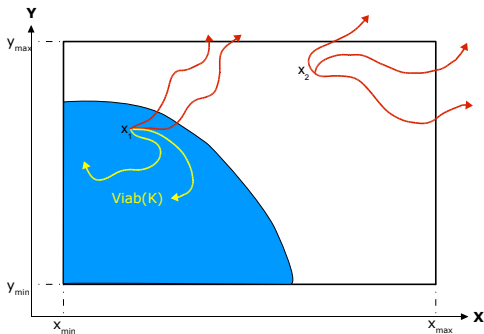
- **État viable** : il existe au moins une évolution qui permet de rester dans l'ensemble des contraintes de viabilité



# Théorie de la viabilité

## Définition

- Noyau de viabilité : ensemble de tous les états viables



- Il existe un algorithme spécifique, basé sur la discrétisation de l'espace



P. Saint-Pierre

*Approximation of viability kernel.*

*Applied Mathematics & Optimisation*, 29:187-209, 1994.

- En général, il n'y a pas de définition explicite du noyau
- Cet algorithme très rapide mais la taille de la grille croît avec la dimension du problème
- Le noyau est alors défini comme un ensemble de points



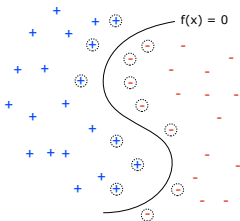



1. Théorie de la viabilité
2. Support Vector Machines
3. Algorithme proposé
4. Exemple d'application
5. Conclusion



# Support Vector Machines

- Construction d'un hyperplan séparateur dans un espace déployé
- $f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b$  avec
  - $\alpha_i > 0$  vecteurs de supports
  - $K(x_i, x) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right)$
- Fonction SVM : fonction telle que  $f(x) = 0$



- 
1. Théorie de la viabilité
  2. Support Vector Machines
  3. Algorithme proposé
  4. Exemple d'application
  5. Conclusion

- Utilisation des SVMs pour approximer un noyau de viabilité
- Permet d'avoir une expression analytique du noyau
- Avantages
  - permet l'utilisation d'une méthode d'optimisation (descente de gradient) pour trouver le meilleur contrôle
  - permet de travailler avec plusieurs pas de temps à la fois
  - la fonction SVM peut servir de contrôleur
  - l'expression dépend d'un nombre de points réduit      moins de points en mémoire ?
- Un algorithme spécifique a été développé et un théorème montre, sous certaines conditions, la convergence du noyau estimé vers le vrai noyau de viabilité

- Initialisation : discrétisation de l'espace des états



- Itération 1 : optimisation pour trouver le contrôle dans  $K$

- Itération  $n + 1$

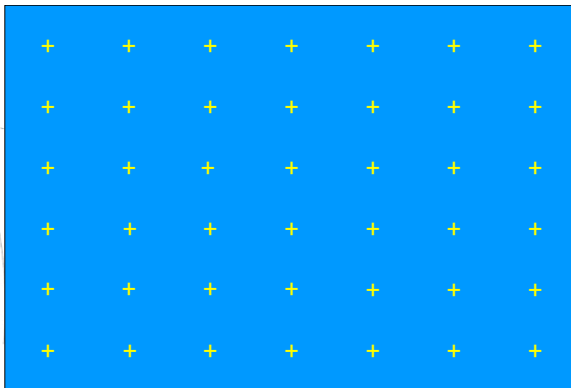


- optimisation pour trouver le meilleur contrôle
- mise à jour des labels à partir de  $SVM_n$
- calcul de  $SVM_{n+1}$

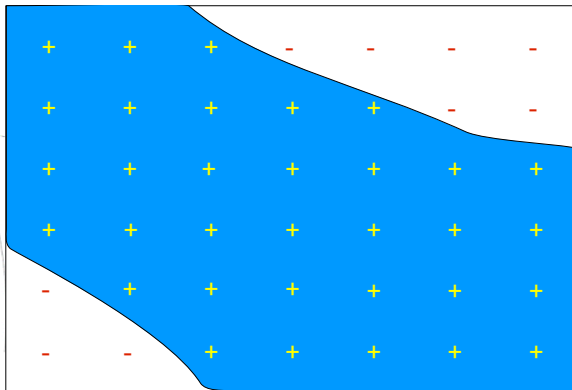


- Jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de modification de label

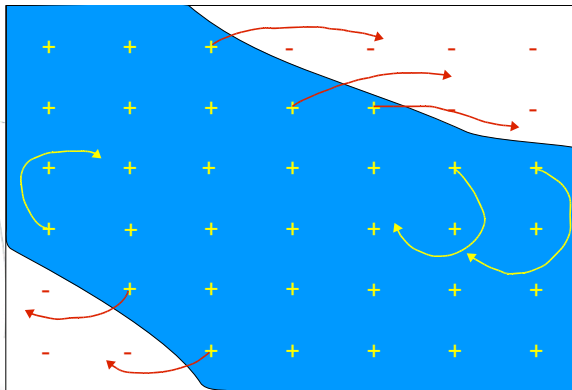
# Algorithme proposé



# Algorithme proposé

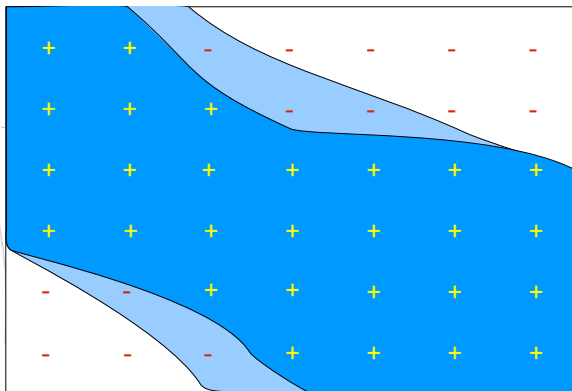


# Algorithme proposé





# Algorithme proposé





1. Théorie de la viabilité
2. Support Vector Machines
3. Algorithme proposé
4. Exemple d'application
5. Conclusion



# Exemple d'application

- Modèle simplifié de la croissance d'une population dans un espace limité
- Système dynamique

$$\begin{cases} x_1(t + dt) = x_1(t) + x_1(t)y(t)dt \\ x_2(t + dt) = x_2(t) \\ \dots \\ x_{n-1}(t + dt) = x_{n-1}(t) \\ y(t + dt) = y(t) + u(t)dt \end{cases} \quad (2)$$

- Sous contraintes

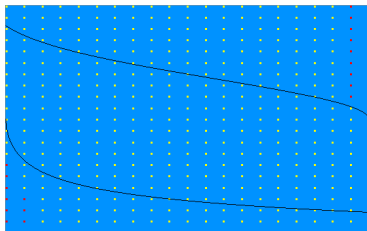
-  $x_j \quad [a, b]$

-  $y \quad [d, e]$

-  $u \quad [-c, c]$

## Déroulement de l'algorithme

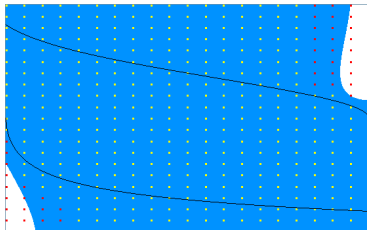
- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas



- 14 itérations, 16 SV

## Déroulement de l'algorithme

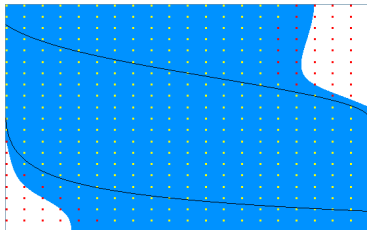
- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas



- 14 itérations, 16 SV

## Déroulement de l'algorithme

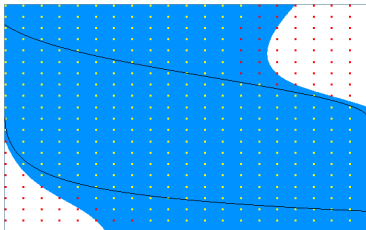
- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas



- 14 itérations, 16 SV

## Déroulement de l'algorithme

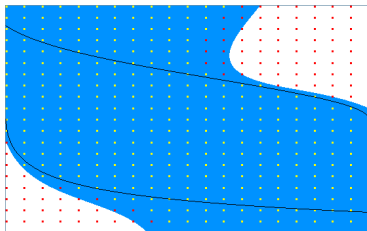
- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas



- 14 itérations, 16 SV

## Déroulement de l'algorithme

- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas

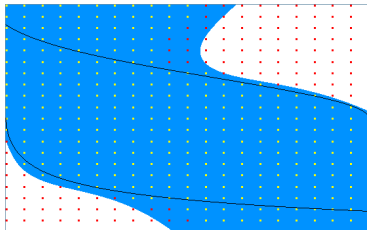


- 14 itérations, 16 SV



## Déroulement de l'algorithme

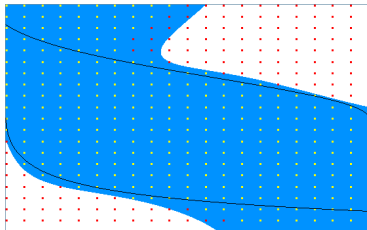
- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas



- 14 itérations, 16 SV

## Déroulement de l'algorithme

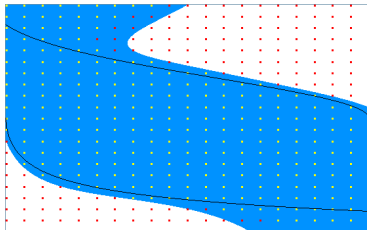
- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas



- 14 itérations, 16 SV

## Déroulement de l'algorithme

- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas

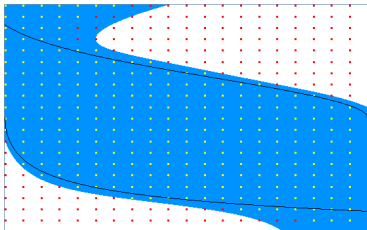


- 14 itérations, 16 SV

# Exemple d'application

## Déroulement de l'algorithme

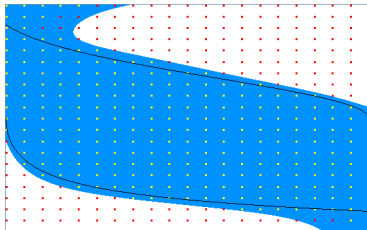
- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas



- 14 itérations, 16 SV

## Déroulement de l'algorithme

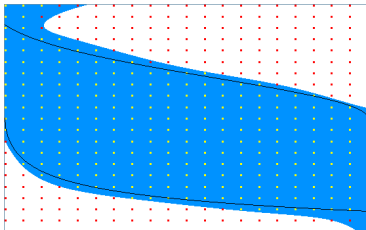
- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas



- 14 itérations, 16 SV

## Déroulement de l'algorithme

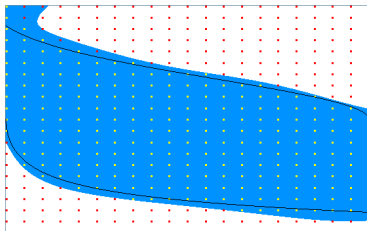
- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas



- 14 itérations, 16 SV

## Déroulement de l'algorithme

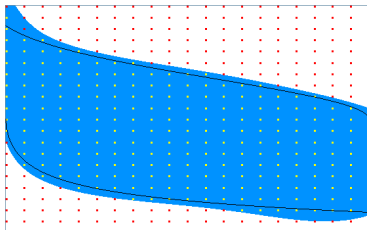
- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas



- 14 itérations, 16 SV

## Déroulement de l'algorithme

- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas



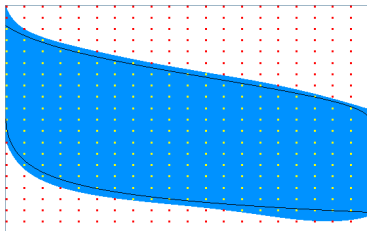
- 14 itérations, 16 SV



# Exemple d'application

## Déroulement de l'algorithme

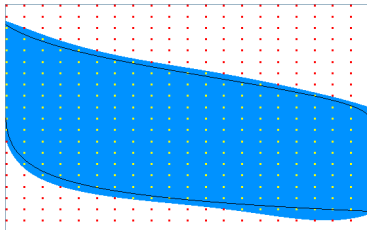
- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas



- 14 itérations, 16 SV

## Déroulement de l'algorithme

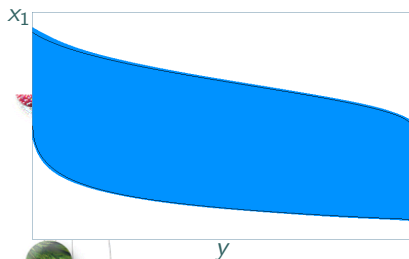
- Problème en 2 dimensions, grille de 21 points par dimension, 3 pas



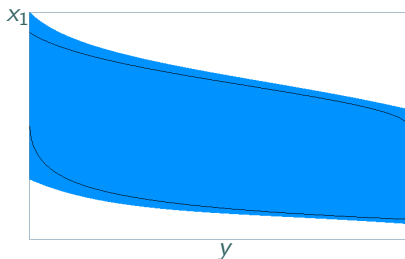
- 14 itérations, 16 SV

# Exemple d'application

## Exemple de résultats



Un exemple en dimension 2  
(71 points par dimension)



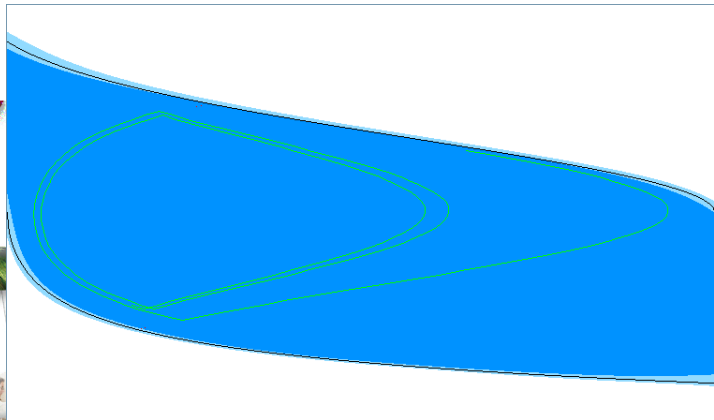
Un exemple en dimension 5  
(13 points par dimension  
400 000 points au total)


## Contrôleur

- On part d'un sous-noyau, contenu dans le noyau estimé
- Algorithme
  - Si on ne traverse pas la frontière du sous-noyau à  $n$  pas, on conserve le contrôle précédent et on avance d'un pas (avec un contrôle constant)
  - Sinon, on optimise pour trouver le meilleur contrôle sur  $n$  pas et on avance d'un pas (avec un contrôle optimisé)
- Le contrôleur est plus ou moins prudent (vision à  $n$  pas)

# Exemple d'application

Exemple de contrôleur (vision à 5 pas)



- 
1. Théorie de la viabilité
  2. Support Vector Machines
  3. Algorithme proposé
  4. Exemple d'application
  5. Conclusion



Utiliser des SVMs pour approcher un noyau de viabilité permet :

- d'obtenir une définition analytique du noyau
- d'utiliser des algorithmes d'optimisation pour calculer le meilleur contrôle à un moment donné
- d'améliorer la précision de l'approximation en optimisant sur plusieurs pas
- de définir des contrôleurs plus ou moins prudents



Prospectives

- Sélectionner les points les plus pertinents pour le calcul de la SVM
- Travailler avec une grille de résolution variable