

Évaluation des dégâts après un feu de forêt

Olivier ZAMMIT

Xavier Descombes, Josiane Zerubia

Sommaire

1 – Introduction

2 – Séparateurs à Vaste Marge

3 – Expérimentations

4 – Conclusions

Introduction

- Feux de forêt : risque naturel le plus fréquent pendant l'été
 - influence sur l'environnement, la faune, la santé
 - affecte l'écologie : problème de régénération de la végétation, processus d'érosion des sols...

- Feux de forêt : (1 ha = 100*100 m)
 - en France : 30.000 ha / an
 - en Italie : 70.000 ha / an
 - en Espagne : 140.000 ha / an
 - au Portugal : 210.000 ha / an

Pourquoi ?

⇒ Pour fournir des informations (position du sinistre, situation après feux) aux :

- Compagnies d'assurance (€)
- SDIS (analyse du comportement du feu, identification des zones à risques)
- Offices forestiers (programme de restauration et de réhabilitation des sols)

Méthodes utilisées (1)

Pour l'instant : elles sont **manuelles** et utilisées par les SDIS et l'ONF

- par GPS (Global Positioning System)
- par interprétation d'images aériennes

Méthodes utilisées (1)

Plus récemment : nouvelles méthodes **automatiques**

- fondées sur la télédétection : efficaces pour collecter des données sur des surfaces larges

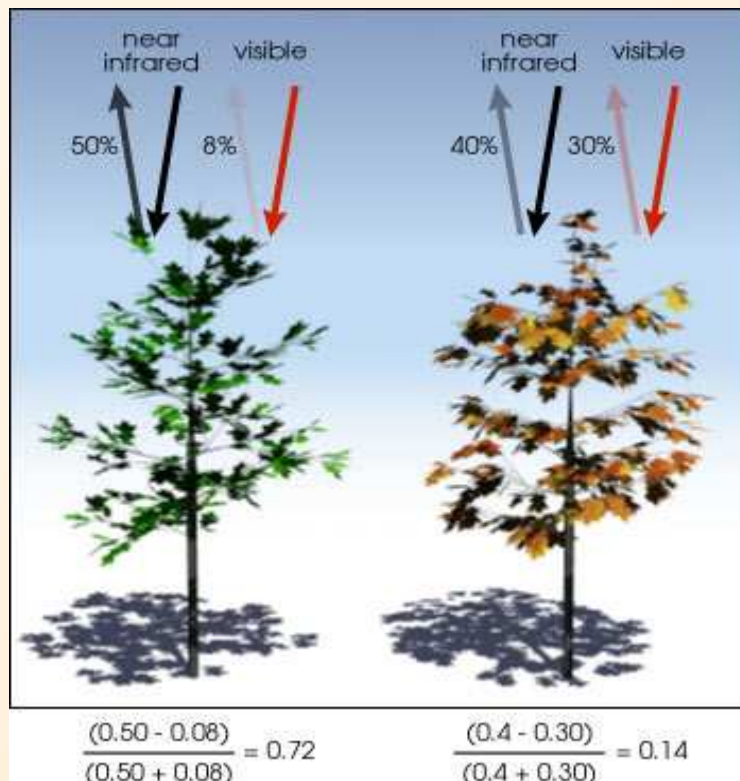
=> utilisation de plusieurs bandes spectrales
(Vert, Rouge, PIR)

- Détection de changements
- Indices de végétation (NDVI)

Un exemple d'indice : le NDVI

- Normalized Difference Vegetation Index

$$\text{NDVI} = (\text{PIR} - \text{Red}) / (\text{PIR} + \text{Red})$$



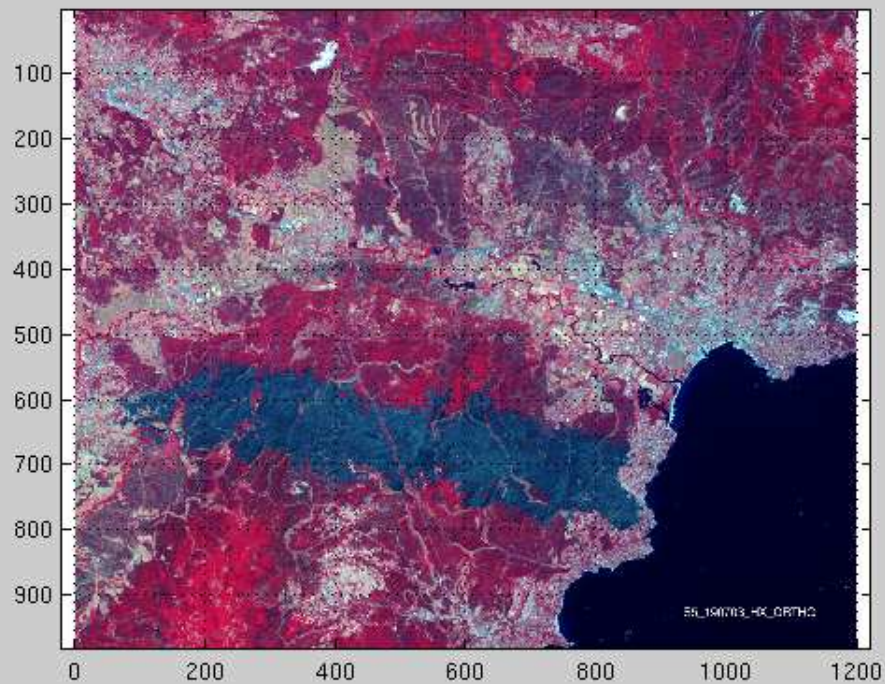
forte valeur de NDVI => forte densité de végétation saine

faible valeur de NDVI => faible densité de végétation saine

Position des surfaces brûlées



image SPOT before fire



SPOT Image ©CNES 2003

change detection + morpho math

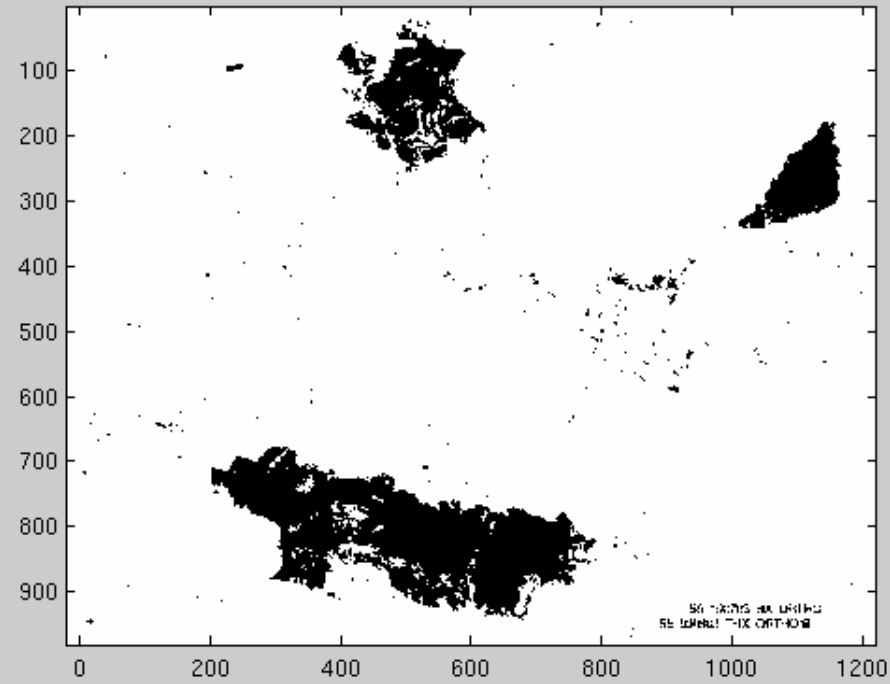
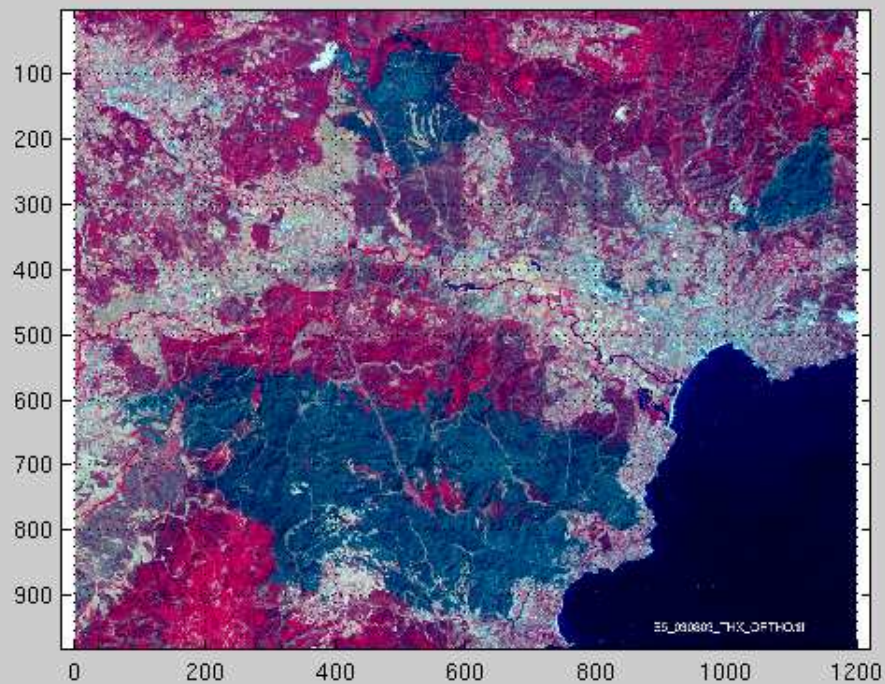
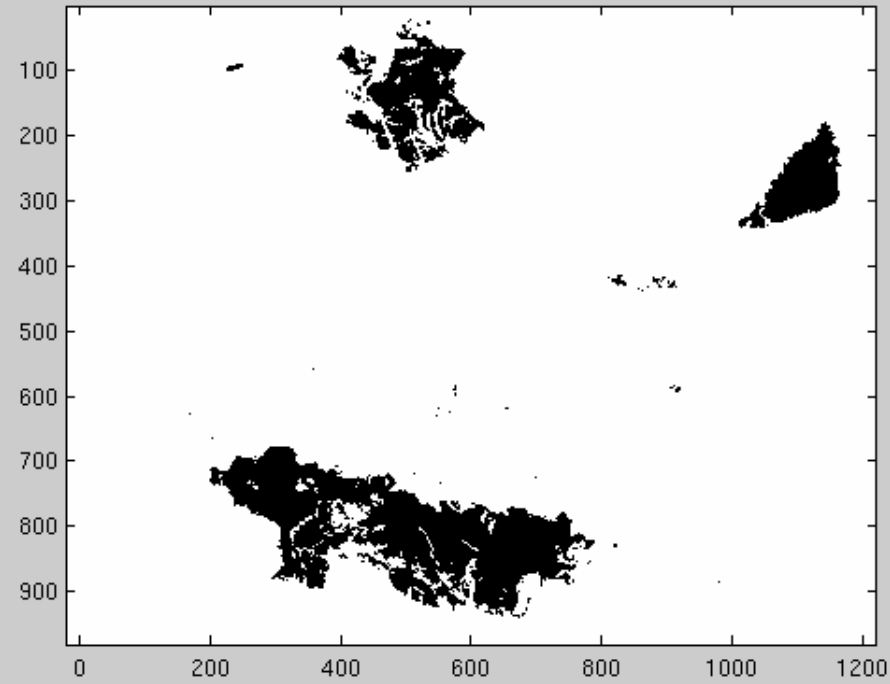


image SPOT after fire



SPOT Image ©CNES 2003

difference between NDVI + morpho math



Notre méthode

- Utilisation uniquement de l'image après feu
(prix d'une image SPOT5 couleur de résolution 2,5m = 8100 € en Juillet 2006)
- Séparateurs à Vaste Marge (**SVM**) [Vapnik-96]:
Avantages:
 - technique de classification supervisée récemment introduite dans de nombreux domaines (imagerie biomédicale, reconnaissance de formes,...),
 - adaptée aux données de grandes dimensions,
 - fort degré de précision,
 - bonne généralisation.

Sommaire

1 – Introduction

2 – **Séparateurs à Vaste Marge**

3 – Expérimentations

4 – Conclusions

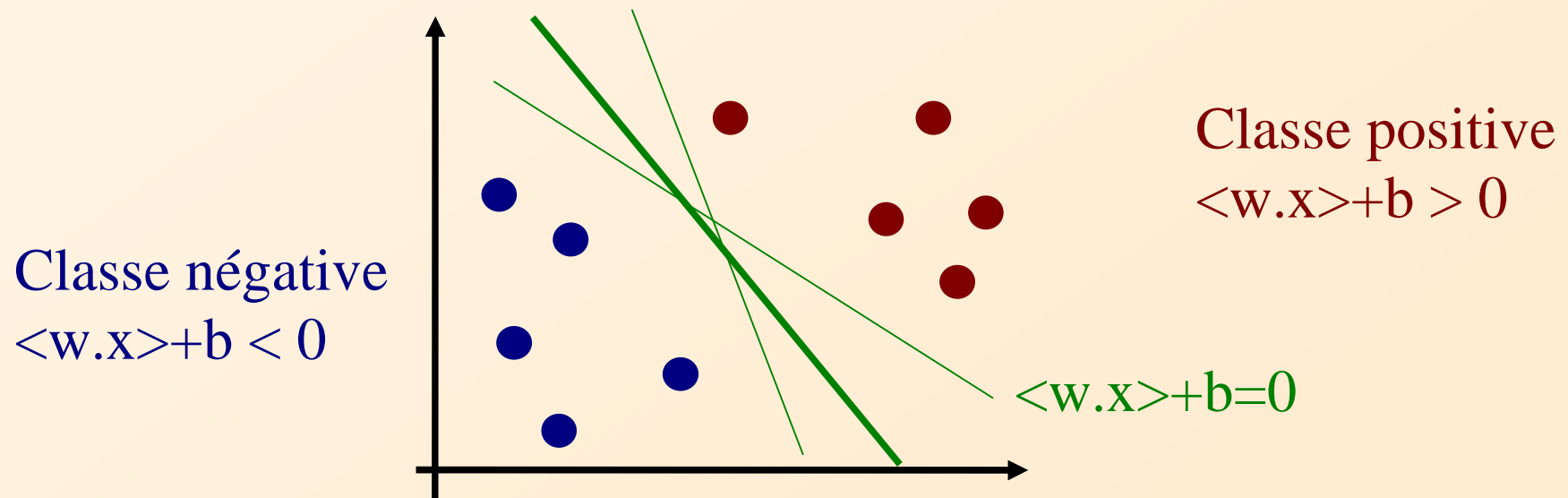
Introduction sur les SVM

Cas linéaire :

- But : à partir d'exemples : $\{\vec{x}_i, y_i\}$ where $\vec{x}_i \in \mathcal{R}^m$ and $y_i = \pm 1$
trouver le classifieur "f":

$$f : \mathcal{R}^m \rightarrow \mathcal{R}$$

$$\vec{x} \rightarrow \text{sign}(\vec{w} \cdot \vec{x} + b)$$
- Infinité de classifieurs

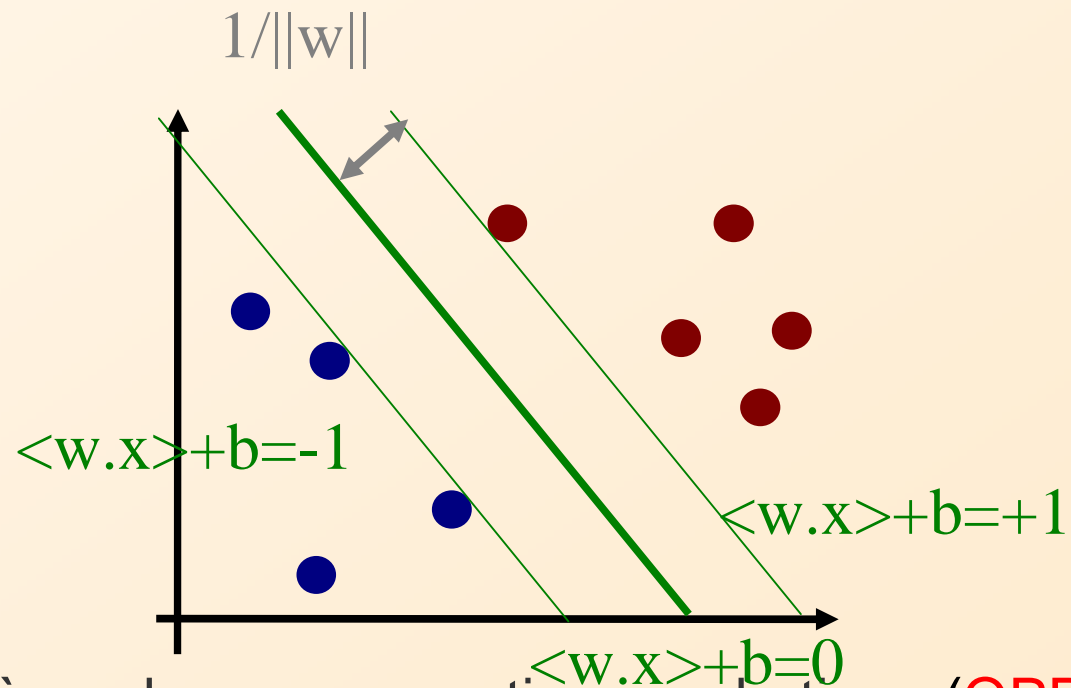


Introduction sur les SVM

- trouver 'w' et 'b' tels que :

$$\begin{cases} \vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq +1 & \text{if } y_i = +1 \\ \vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1 & \text{if } y_i = -1 \end{cases}$$

et marge = $2/\|\mathbf{w}\|$ soit maximum : meilleure **marge**



==> Problème de programmation quadratique (**QPP**)

sous contraintes linéaires - facile à mettre en œuvre

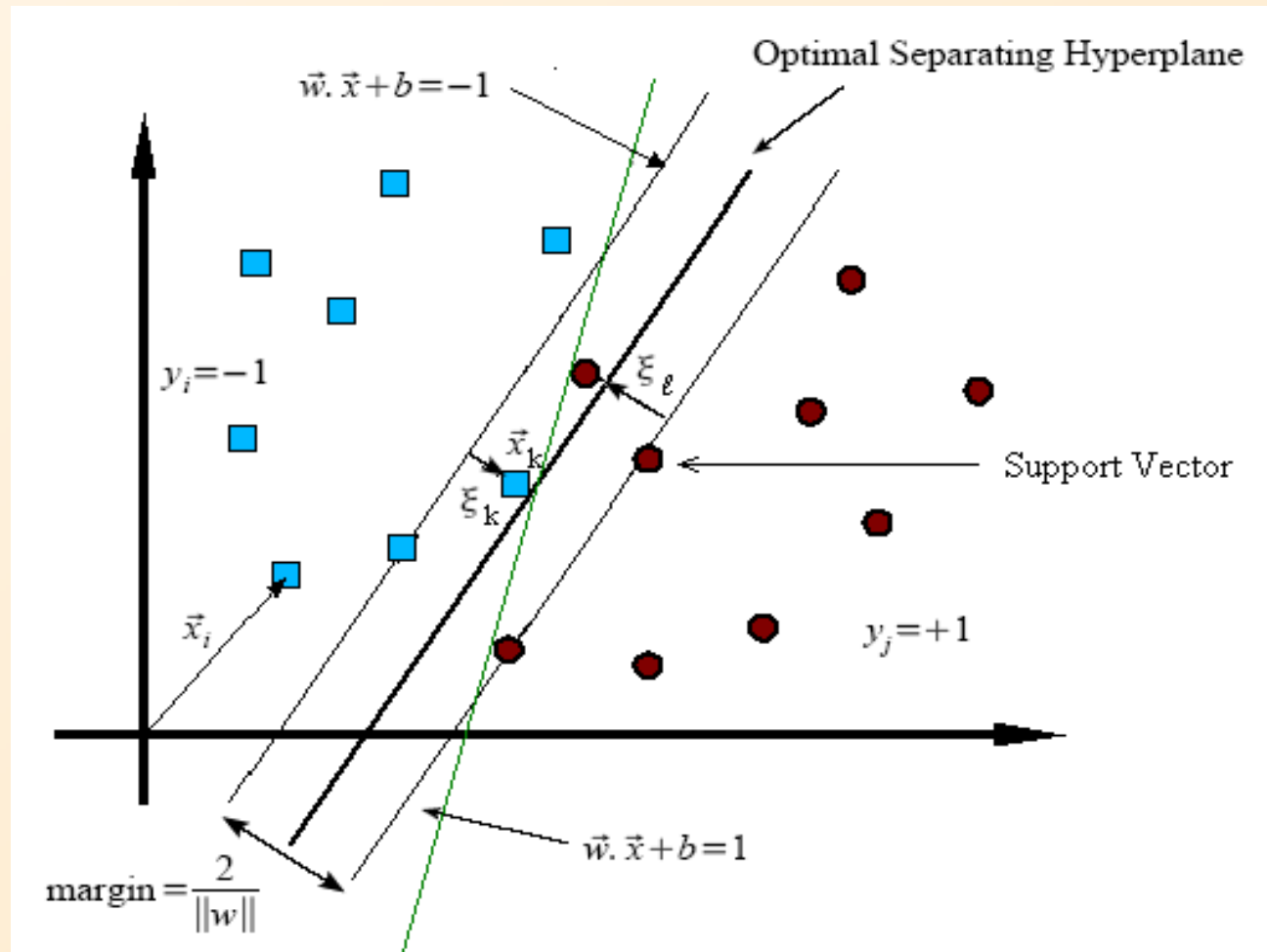
Introduction sur les SVM

Cas des marges relaxées

Introduction des *variables de relaxation* ξ pour :

- permettre des erreurs (bruit)
- augmenter la marge

=> meilleure
généralisation



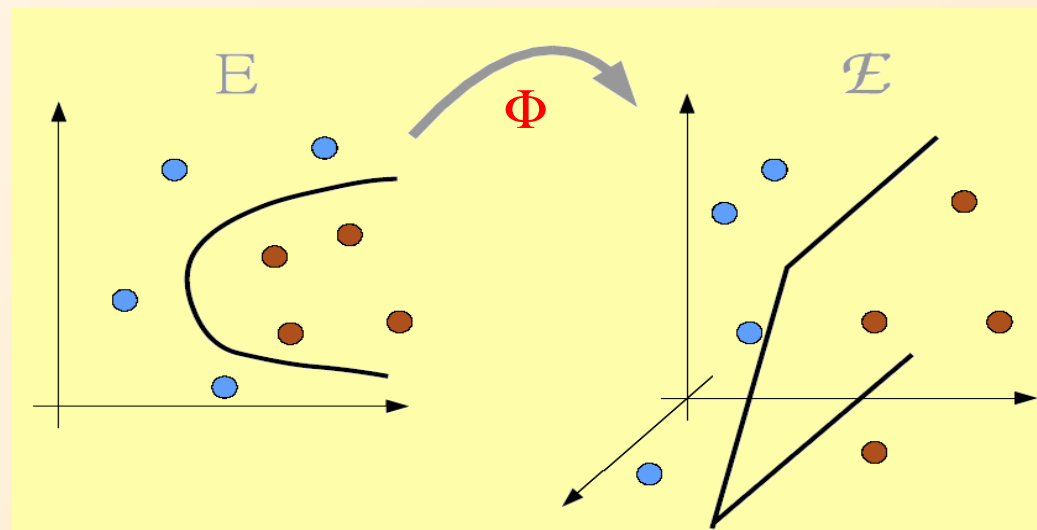
Introduction sur les SVM

- SVM réalisent un **compromis** entre une meilleure marge et des erreurs.
- La solution est obtenue après résolution d'un problème d'optimisation quadratique convexe => **simple**.
- La solution n'utilise que **peu d'exemples**.

Introduction sur les SVM

Cas non linéaire :

Φ : faire passer les données vers un ensemble de dimension supérieure où les données sont linéairement séparables



Introduction sur les SVM

Conclusions

- SVM : technique d'apprentissage supervisée :
 - sépare 2 classes par une fonction définie par certains points de l'image.
- Les résultats dépendent de :
 - la base d'apprentissage : $\{x(i), y(i)\}$
 - des paramètres des SVM (cas des marges relaxées, $\Phi...$)
- Nécessite plusieurs expérimentations pour sélectionner les paramètres optimaux.

Sommaire

1 – Introduction

2 – Séparateurs à Vaste Marge

3 – **Expérimentations**

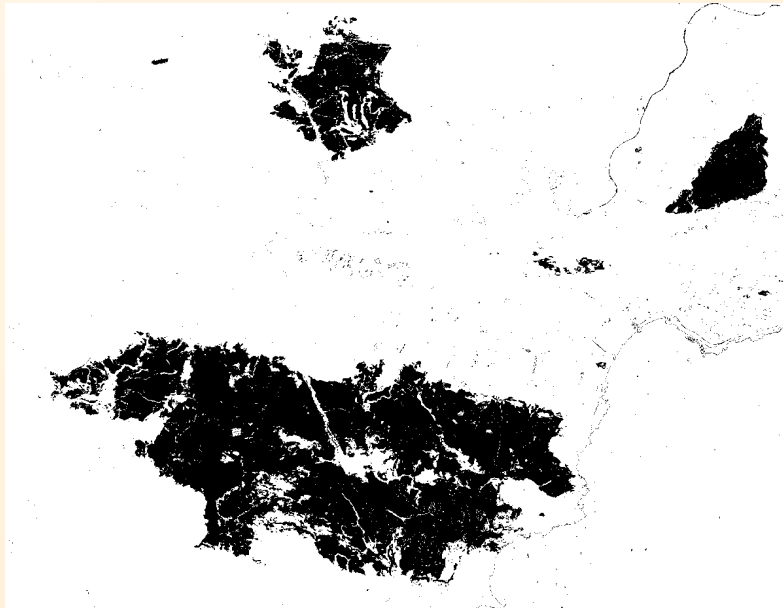
4 – Conclusions



VT © CNES

Massif des Maures

Image SPOT 5 – résolution 2.5m
(Vert, Rouge, Proche Infra Rouge)



Classification par SVM seulement



Classification par SVM et
morphologie mathématique

Massif des Maures

=> Vérité de terrain : 1960 ha / 924 ha

=> SVM: 1700 ha / 902 ha



VT ©CNES



Massif des Maures

K-moyennes

K-Plus Proches Voisins

NDVI

SVM

K-moyennes

VT ©CNES

K-PPV

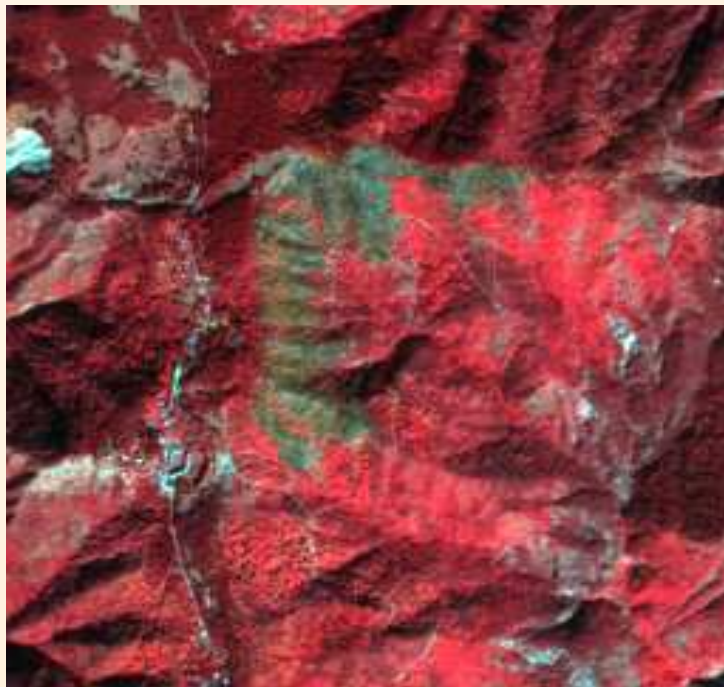
NDVI

SVM



Lucéram

Image SPOT5 © CNES 2003



résolution : 10m

3 bandes : Vert, Rouge, Proche Infra Rouge

Lucéram



Vérité de terrain
©ONF

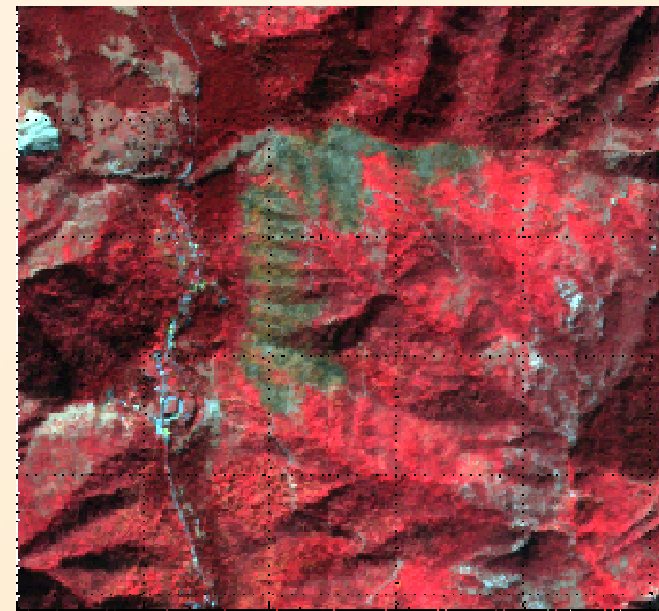


Image SPOT 5
©CNES 2003

Vérité de terrain

©ONF

K-PPV

K-moyennes



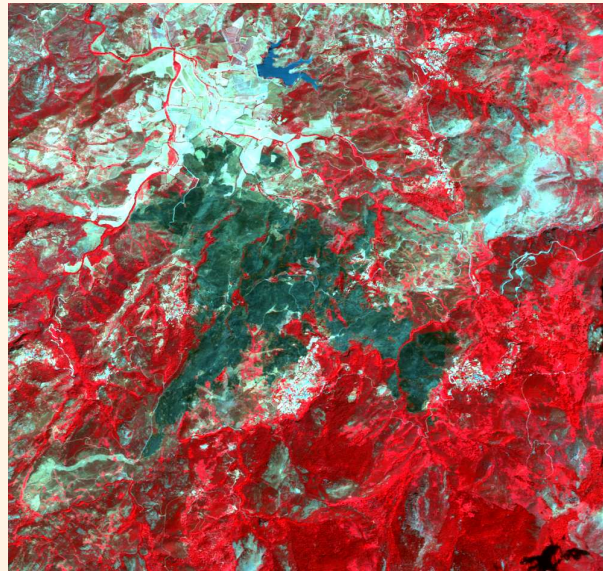
NDVI

Image SPOT5
©CNES 2003

SVM

Corse

Image SPOT5
©CNES 2003



Vérité de terrain
projet RISK-EOS,
©Infoterra - ESA

Vérité de terrain
© SDIS2B



SVM

Erreurs possibles entre VT / SVM

- **Erreurs sur les Zones Brûlées extraites :**
 - objets de même caractéristique spectrale que les ZB
 - réponses spectrales différentes en fonction du combustible
 - limites (houppiers brûlés pour la télédétection)

- **Erreurs sur les Vérités de Terrain :**
 - limites approximatives (GPS, relief des zones, ...)
 - discontinuité spatiale des zones

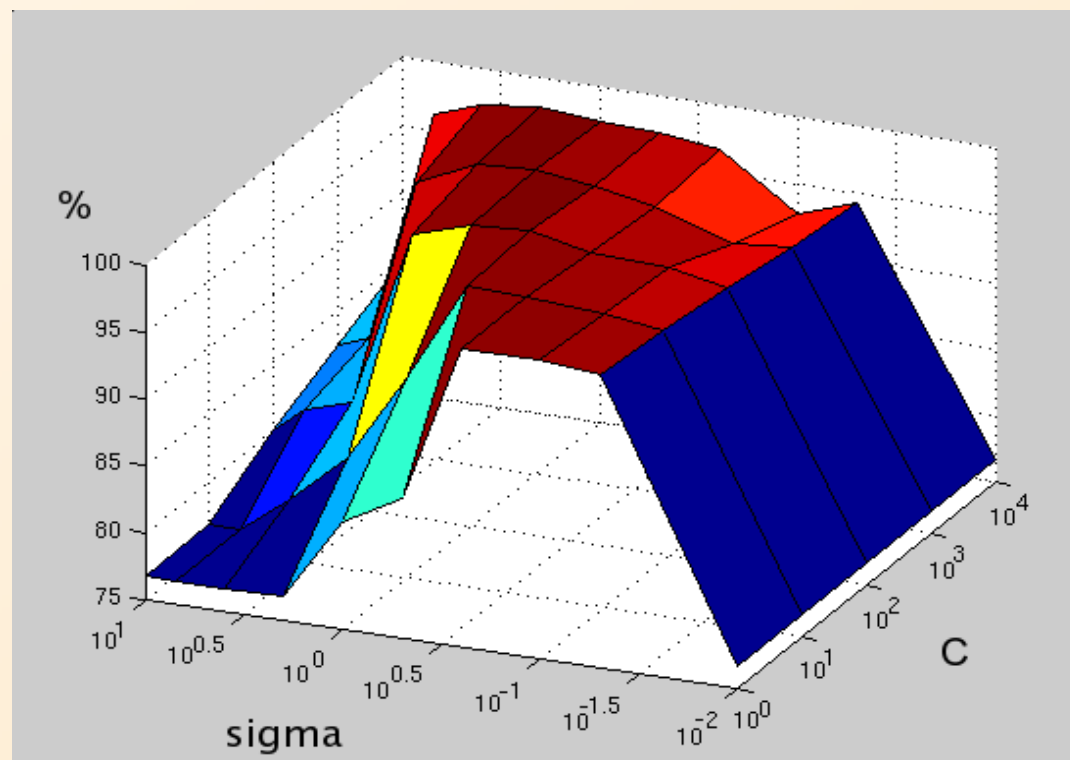
- **Autres erreurs possibles :**
 - décalage temporel entre feux et l'acquisition de l'image
 - recalage entre les images
 - résolution des images

Choix des paramètres

Premier point clé des SVM :

- trouver les paramètres optimaux (validation croisée)

=> paramètres : C et sigma pour un noyau gaussien



Apprentissage non supervisé des SVM par K-moyennes

Deuxième point clé des SVM :

- trouver une bonne base d'apprentissage

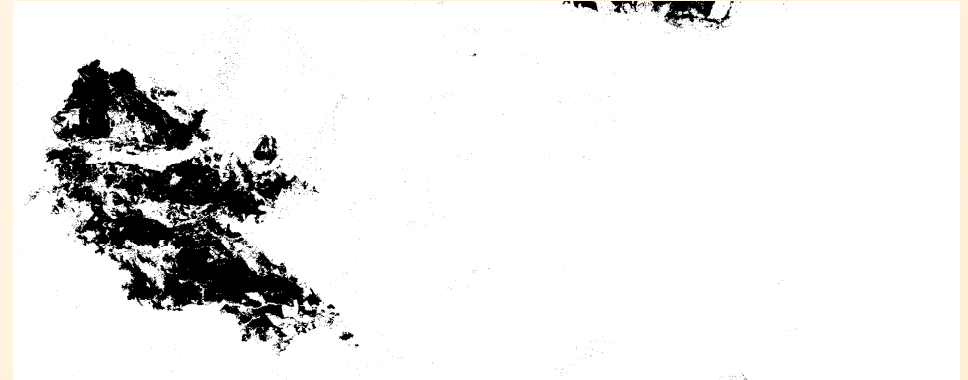
=> On propose un algorithme de sélection automatique de la base d'apprentissage :

- Effectuer une première classification par K-moyennes
- Éroder chaque classe afin d'éliminer les erreurs
- Faire l'apprentissage des SVM sur les pixels restants

Apprentissage non supervisé des SVM par K-moyennes



Image SPOT5 © CNES



Vérité de terrain © CNES



K-moyenne



SVM



K-moyenne +SVM

Conclusions

■ Comparaison :

Vérité de terrain (2550 ha)	surface brûlée (ha)	précision (%)	FP (%)	FN (%)
K-moyennes	1967	97.89	0.86	2.21
K-PPV	1365	95.75	1.66	4.49
SVM	2284	98.73	2.15	1.19
Kmoyennes+SVM	2101	98.37	0.74	1.72

■ Travaux futurs :

- amélioration de la classification (zones brûlées sur la VT et pas sur l'image satellitaire...) : *problème ouvert*
- détection des zones à risques (maisons, forêt, routes, ...) : *problème ouvert*
- tests sur d'autres images (validité de la méthode, choix des paramètres, cartographie exhaustive des feux,...) : *en cours*
- *utilisation de la texture : problème ouvert*

Merci de votre attention

Remerciements à

- **SILOGIC** : co-financement de la thèse
- **ONF des Alpes Maritimes, SDIS83, SDIS2B et Infoterra France** : fourniture de vérités de terrain
- **CNES** : fourniture de vérités de terrain et d'images satellitaires via le programme ISIS