

*Ariana*

# Problèmes inverses en observation de la Terre et cartographie

ARIANA

Josiane Zerubia



- ◆ Projet de recherche commun **CNRS/INRIA/UNSA** créé en 1998
- ◆ Responsable scientifique : Josiane Zerubia
- ◆ Membres : **3 INRIA**, **1 CNRS**, 9 doctorants, 5 stagiaires, 1 post-doc, 1 assistante INRIA (50%), 1 assistante CNRS (10%).

# Contexte applicatif (I)

A partir d'images **satellitaires** ou **aériennes** :

## ◆ Les défis :

- tenir compte de la **physique des capteurs** : visible, infra-rouge, radar...
- extraire des **informations** pertinentes pour **l'interprétation**
- reconstruire des **données 3D** (relief au sol) à partir d'images 2D
- mettre à jour des **cartes**

# Contexte applicatif (2)

## ◆ Les enjeux :

- enjeux économiques (radio-mobiles en Télécom, agriculture de précision...)
- attributs de souveraineté nationale (renseignement, préparation de mission, analyse post-mission...)
- services d'intérêt général (aménagement du territoire, environnement, risques...)

# Détection d'arbres par processus ponctuels marqués

Exemples d'extraction de houppiers en imagerie IR couleur  
©IFN



Collaboration ECP, IFN, LIAMA (Pékin)



# DETECTION DE FEUX DE FORET A PARTIR D'IMAGES SATELLITAIRES IRT PAR ANALYSE STATISTIQUE D'EVENEMENTS RARES

---

F. Lafarge<sup>1</sup> X. Descombes<sup>1</sup> J. Zerubia<sup>1</sup> S. Mathieu<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Projet Ariana - INRIA / I3S

2004 route des Lucioles - BP 93

06902 Sophia Antipolis, Cedex France

<sup>2</sup> Thales Alenia Space

100, boulevard du Midi - BP99

06156 Cannes La Boca, Cedex France



THALES



## INTRODUCTION

### Les feux de forêt :

- de plus en plus **importants** et **fréquents**
- conséquences **dramatiques** sur l'écosystème de notre planète

➔ La lutte contre les feux de forêt constitue un **enjeu important**, et particulièrement leur **détection** (combattre efficacement les départs de feux)

### Les méthodes existantes :

- **méthodes terrestres/aériennes** : tour de guet - surveillance vidéo - avion de surveillance  
*Inconvénients* : faible couverture et moyens humains souvent importants.
- **méthodes satellitaires** : seuillage fixe/adaptatif (IRT) – détection de fumées (visible)  
*Inconvénients* : exigent des connaissances a priori sur les caractéristiques du satellite (capteur, positionnement,...) et sur les spécificités du terrain observé.

## CONTEXTE

But : mettre en place une méthode **automatique**

➡ sans paramètre à régler

➡ sans apprentissage

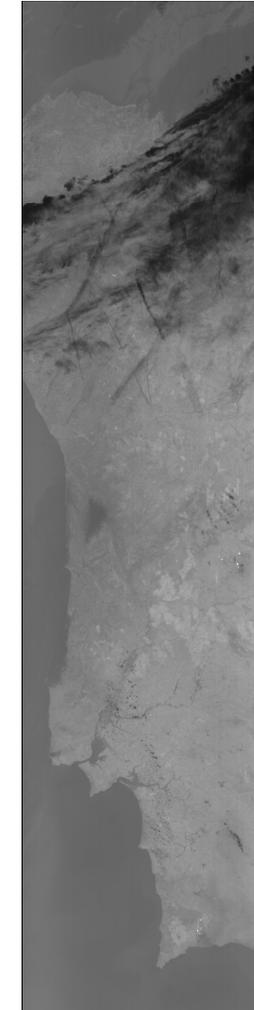
Données : Images IRT à **moyenne résolution** (300m, capteur BIRD)

Les feux correspondent à des pics d'intensité

Hypothèse : les feux sont des événements rares

(**très minoritaires** dans l'image)

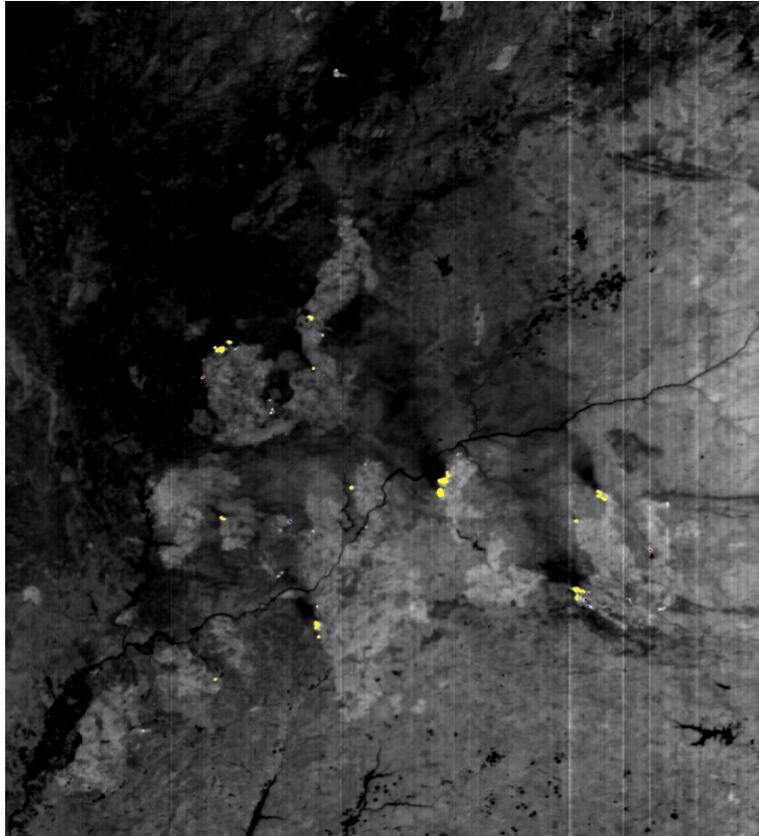
Idée : modéliser l'image par une réalisation d'un **champ gaussien**  
afin d'en extraire les **événements rares** y étant étrangers.



BIRD © DLR

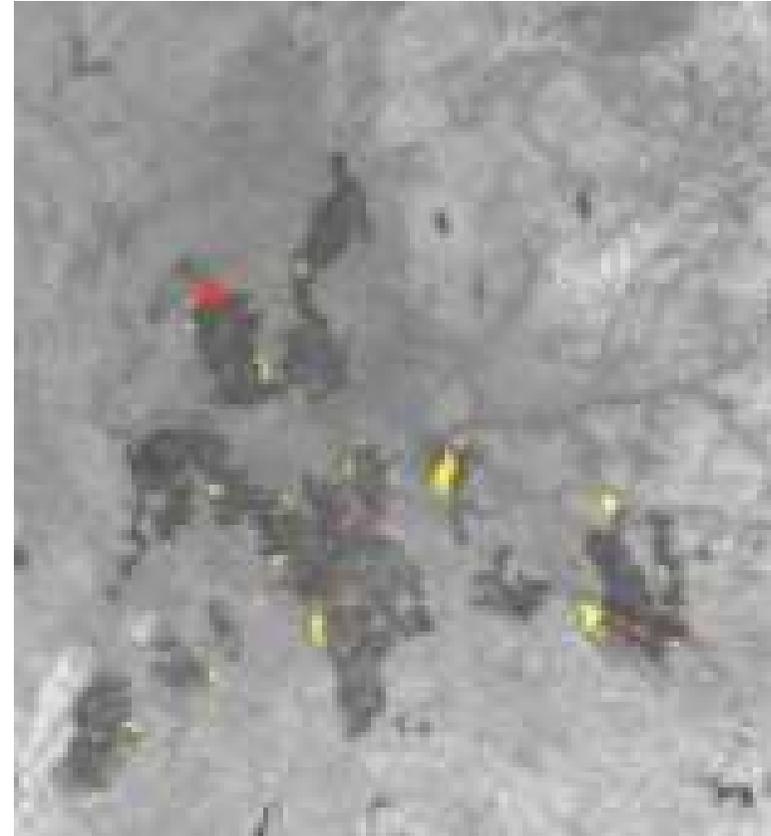
## RESULTATS (1)

résultat



© ARIANA

vérité terrain

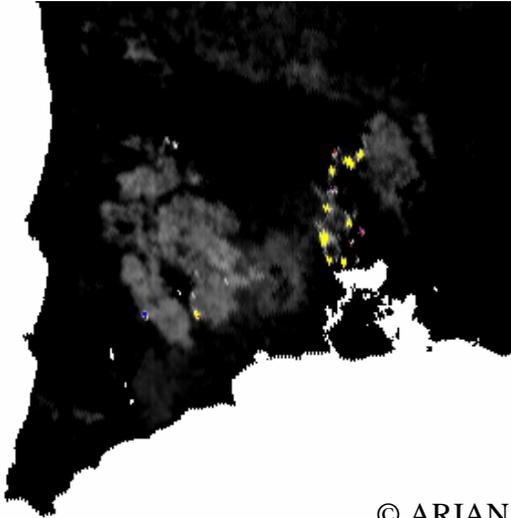


© THALES ALENIA SPACE

- Nb de feux détectés : 14 / 16 (14 avec  $PI=0.01$  et 15 avec  $PI=0.05$ )
- Nb de fausses alarmes : 0 (0 avec  $PI=0.01$  et 1 avec  $PI=0.05$ )
- Tps algorithme sur P4 -2Ghz : 136 sec (sur image complète  $4300 \times 1200$ )

## RESULTATS (2)

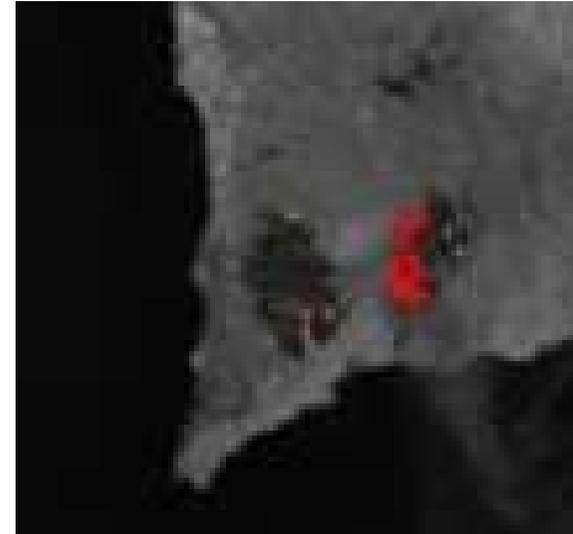
résultat



© ARIANA

PI=0.01(jaune) - PI=0.05(bleu) - PI=0.1(rouge)

vérité terrain

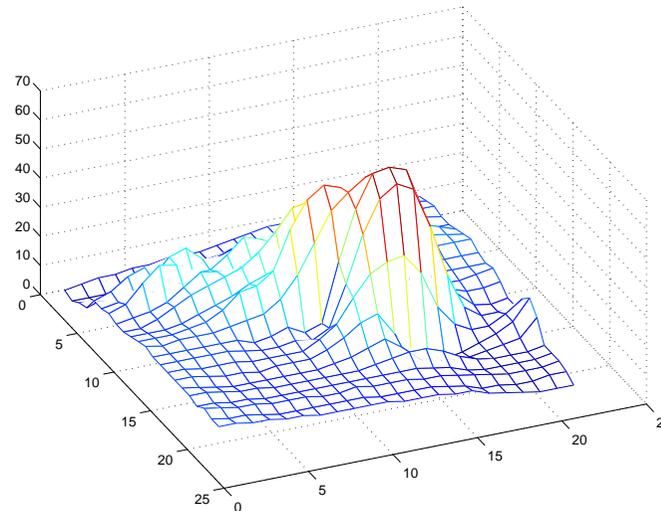


© THALES ALENIA SPACE

- ➡ PI agit comme un coefficient de confiance sur le résultat
- ➡ PI optimal entre 0.01 et 0.05
- ➡ Taux de détection > **85 %**
- ➡ Taux de fausses alarmes **quasi-nul** (testé également sur image sans feux)

## CONCLUSION

- Avantages : **automatique, très bons résultats** (tx de détection / tx de fausses alarmes / tps de l'algorithme)
- Inconvénients : hypothèse que les **feux** sont **très minoritaires**
- Perspectives : **différencier** les fronts de feux des zones brûlées



*Ariana*

# ***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

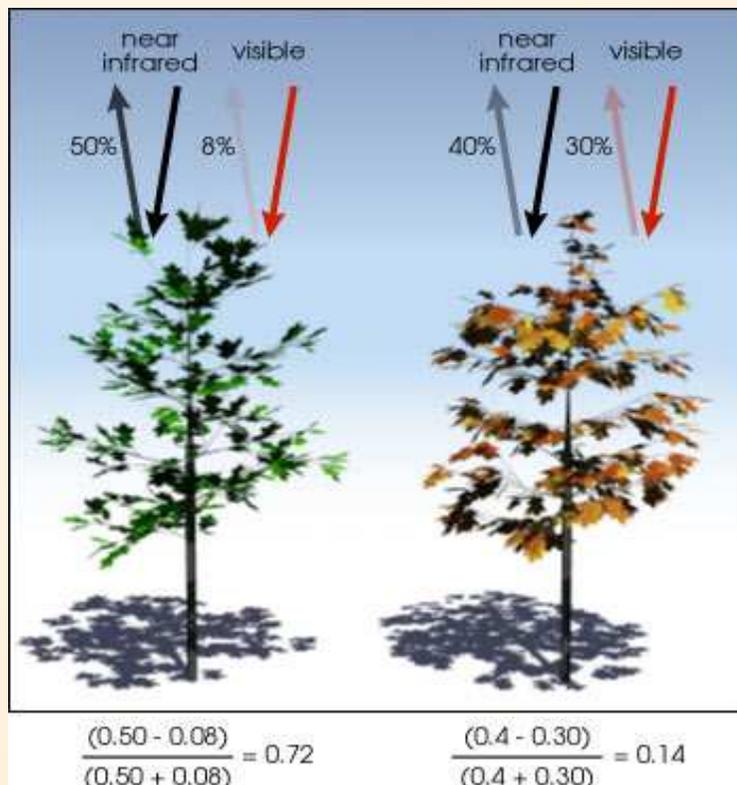
=> utilisation de plusieurs bandes spectrales  
(Vert, Rouge, PIR)

- Détection de changements
- Indices de végétation (NDVI)

# Un exemple d'indice : le NDVI

- Normalized Difference Vegetation Index

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



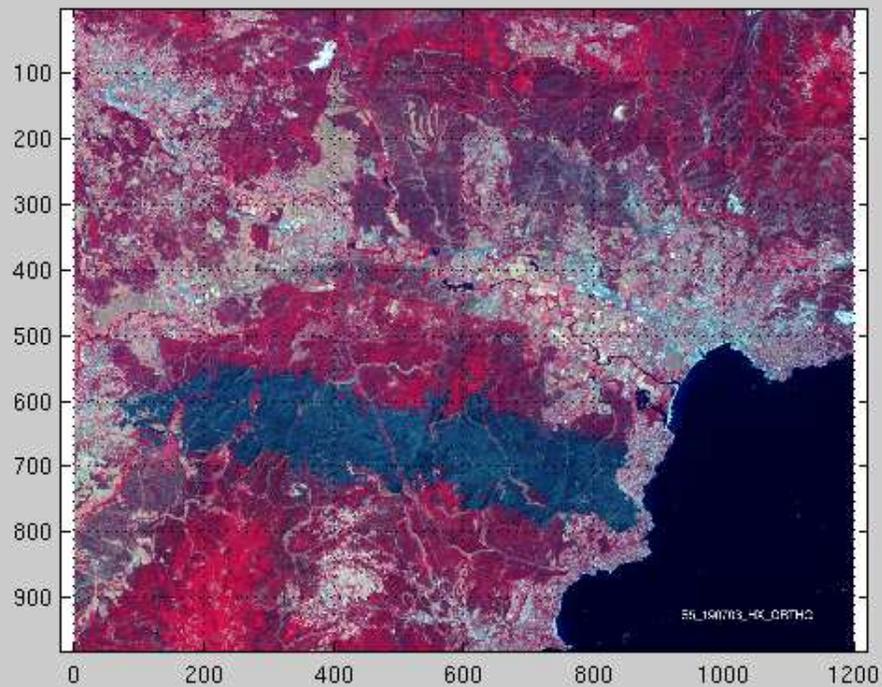
forte valeur de NDVI => forte densité de végétation saine

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

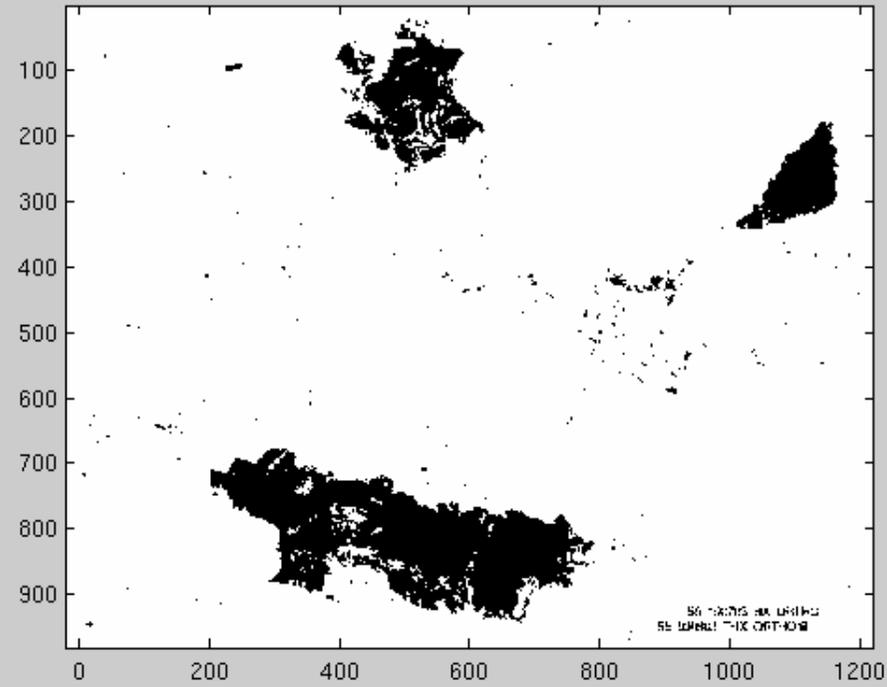
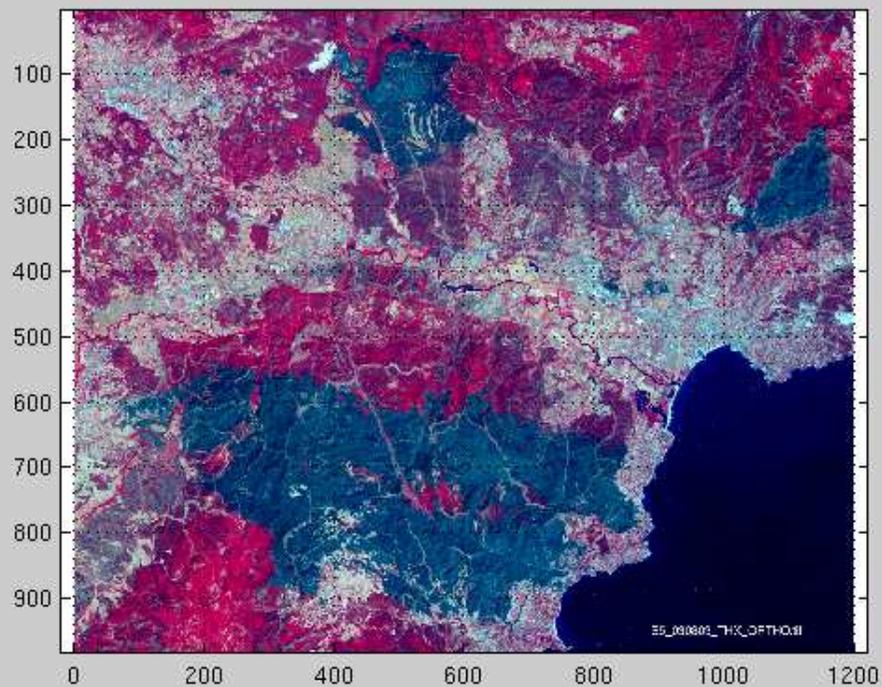
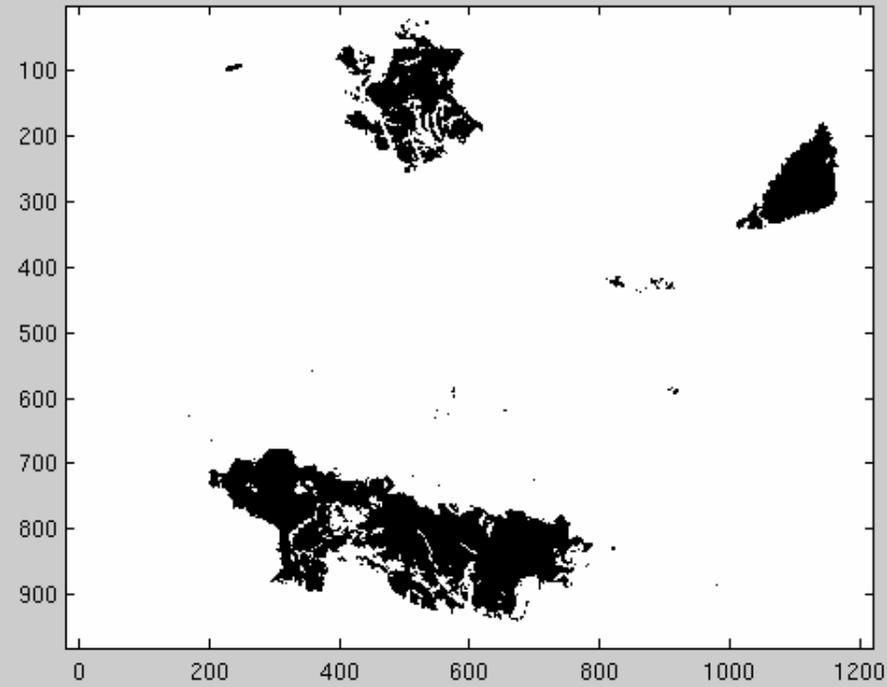


image SPOT after fire



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

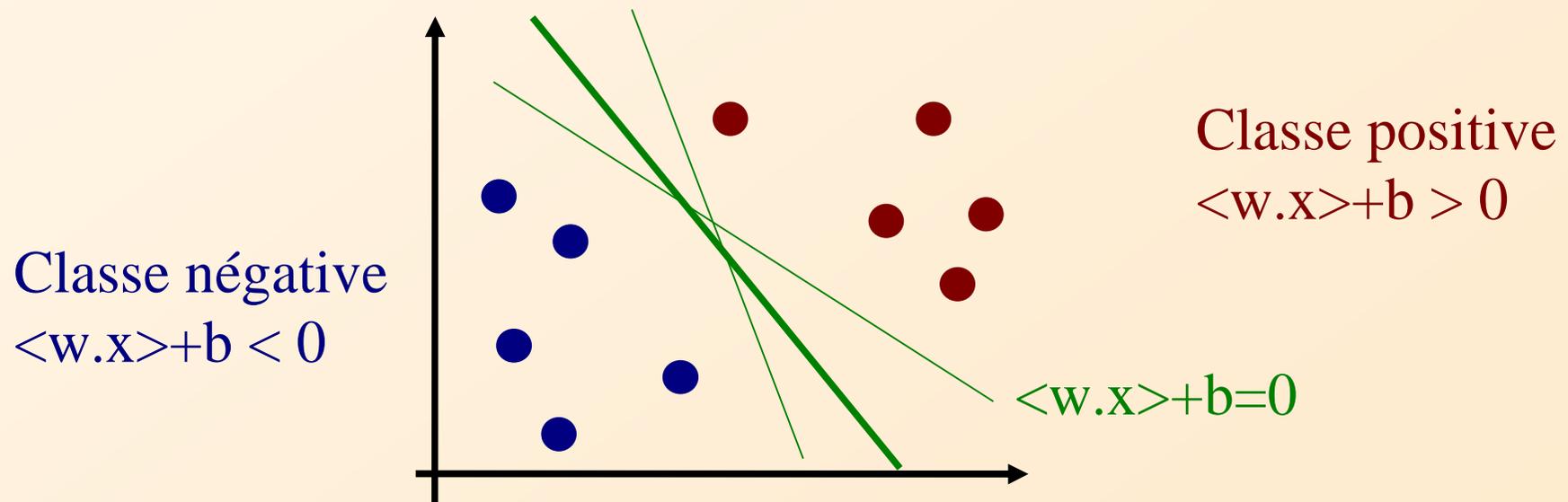
# Introduction sur les SVM

## 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

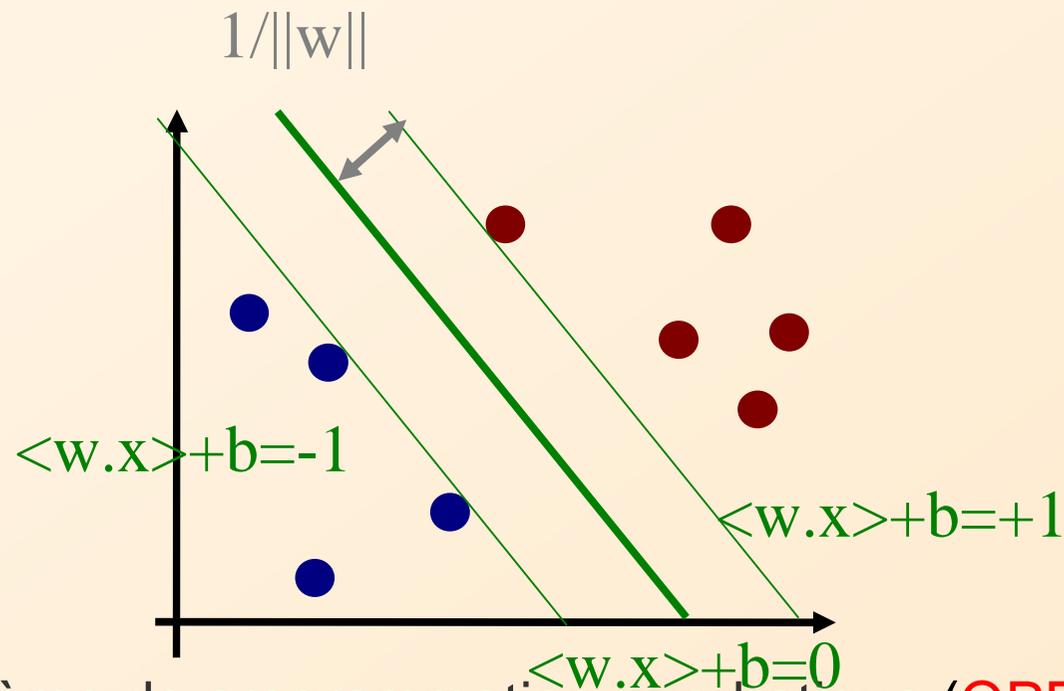


# Introduction sur les SVM

- 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

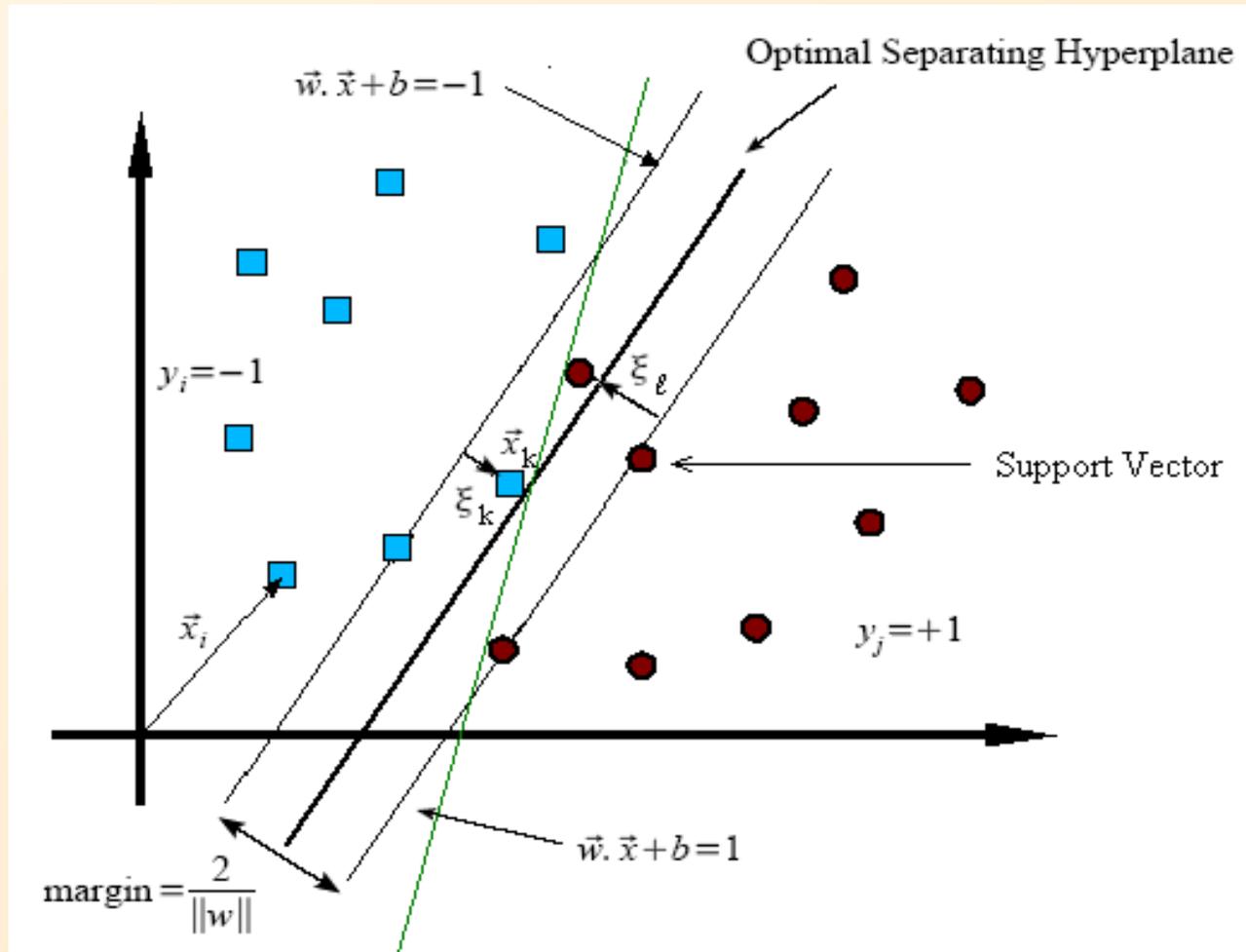
# Introduction sur les SVM

## Cas des marges relaxées

Introduction des *variables de relaxation*  $\xi$  pour :

- permettre des erreurs (bruit)
- augmenter la marge

=> meilleure  
généralisation



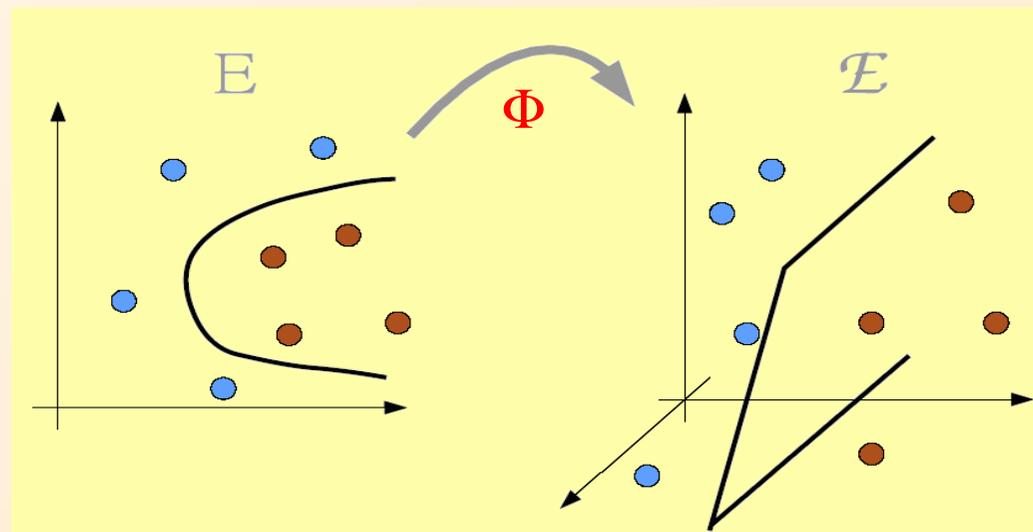
# *Introduction sur les SVM*

- 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 :**

$\Phi$  : 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**

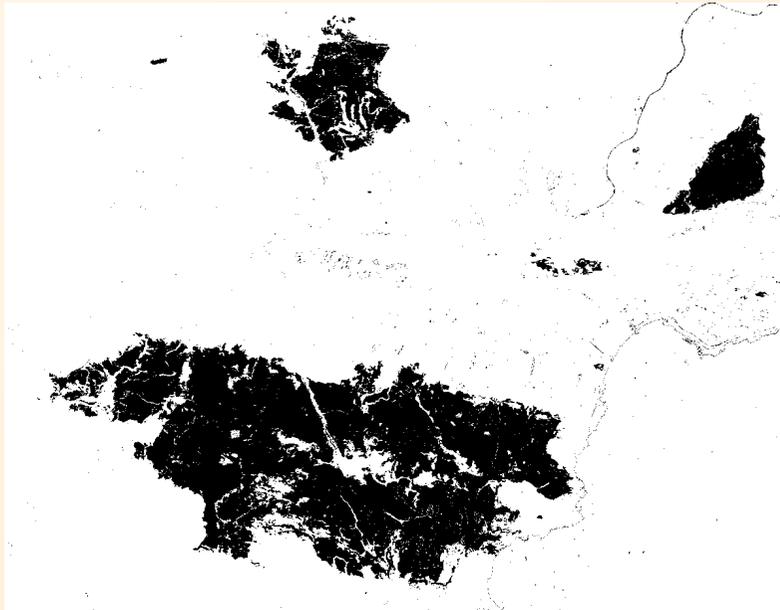
4 – Conclusions



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

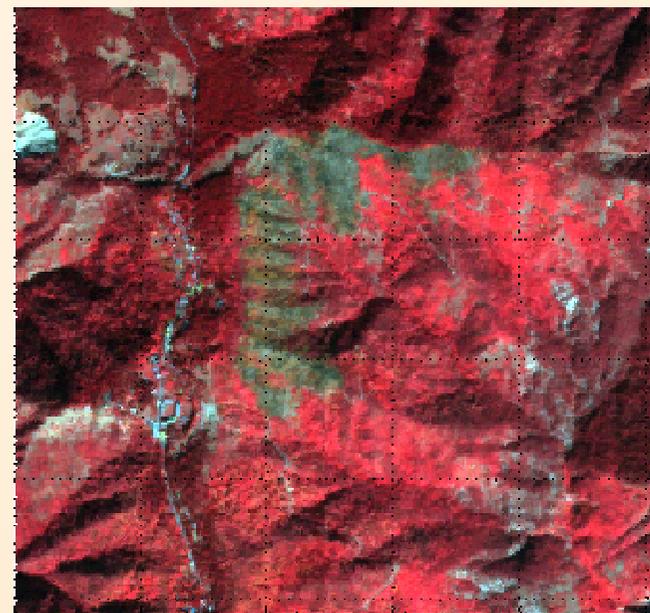


Image SPOT 5  
©CNES 2003

Vérité de terrain

©ONF

K-PPV

K-moyennes



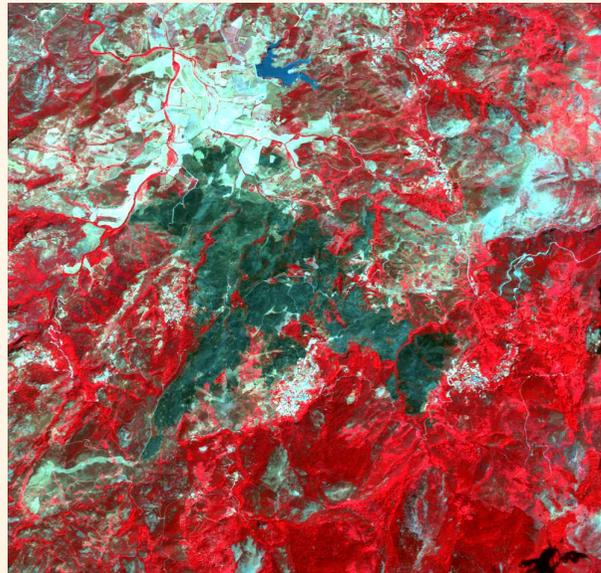
NDVI

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***

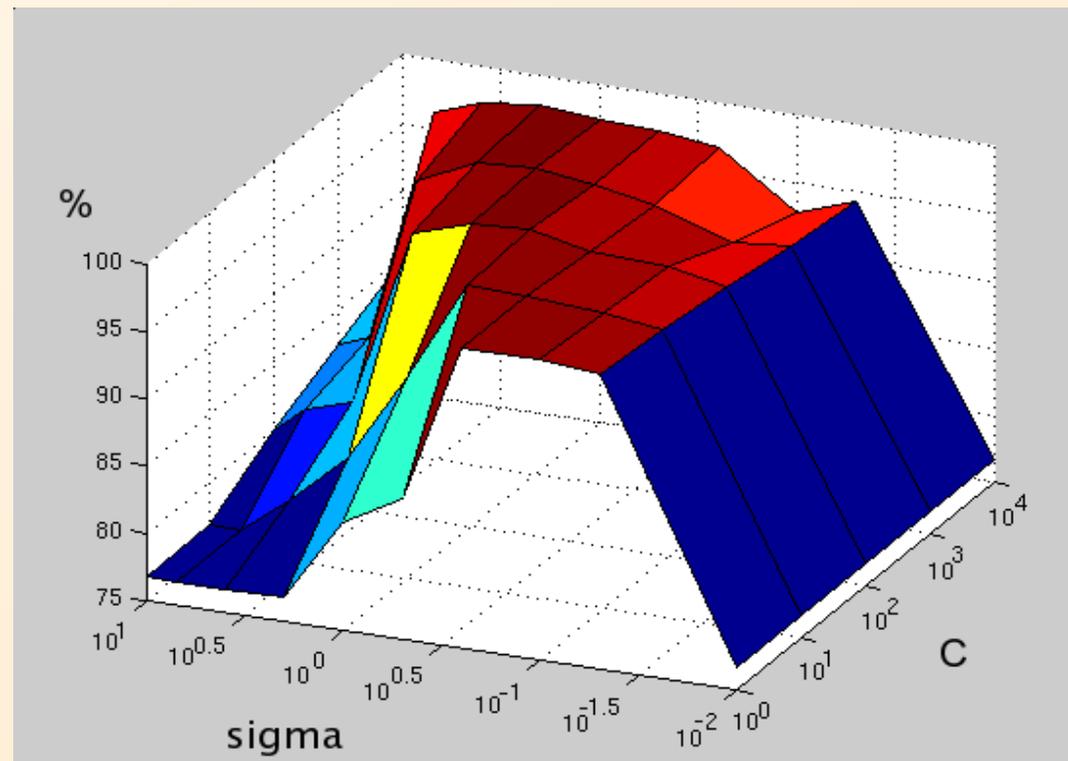
- **Erreurs sur les Zones Brûlées extraites :**
  - objets de même caractéristique spectrale que les ZB
  - réponses spectrales différentes en fonction du combustible
  - limites (houppiers brûlés pour la télédétection)
  
- **Erreurs sur les Vérités de Terrain :**
  - limites approximatives (GPS, relief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