UNIVERSITÉ PARIS-EST

GÉORESSOURCES & ENVIRONNEMENT

Contributions méthodologiques pour la caractérisation des milieux par imagerie optique et LiDAR

Nesrine Chehata

Soutenance d'Habilitation à Diriger des Recherches en informatique
20 Mars 2017

Membres du Jury

Jocelyn Chanussot:	Professeur à INP Grenoble	Rapporteur
Florence Tupin:	Professeur à Télécom Paris	Rapporteur
Laurent Wendling:	Professeur à l'université Paris Descartes	Rapporteur
Pierre Gançarski:	Professeur à l 'université de Strasbourg	Examinateur
Christian Heipke :	Professeur IPI, Leibniz Universität, Hannover	Examinateur
Nicolas Paparoditis:	Directeur de la recherche et de l'enseignement IGN	Garant HDR

Observatoire Aquitain des Sciences de l'Univers OSU Bordeaux INP ENSEGID Université BORDEAUX MONTAIGNE

Plan

#1
Parcours

#2
Besoins en cartographie

#3
Méthodes

#4
Applications

#5
Perspectives de recherche

Parcours professionnel

Depuis 2014

Maître de conférences en Informatique
ENSEGID-Bordeaux INP

Rattachée à EA G&E
Associée à l'équipe MATIS/LaSTIG

2012-2014

Mise en délégation à l'IRD Tunis
Chargé de recherche en informatique
UMR LISAH (supAgro, IRD, INRA)

2011

EGID devient école d'ingénieur ENSEGID
Institut Polytechnique de Bordeaux

2006-2011

Maître de conférences en Informatique
Institut EGID – Université Michel de Montaigne

Rattachée à EA GHYMAC
devenue EA G&E
Associée au laboratoire MATIS/IGN

2004-2006

ATER en Informatique
Université Paris 5

2001-2005

Thèse en informatique: modélisation 3D de scènes urbaines par imagerie THR
Université Paris 5 /IGN/CNES
Accueil au laboratoire MATIS/ IGN

2001

- Diplôme Ingénieur Télécom Physique Strasbourg
- DEA PIC, option traitement d'images

Université de Strasbourg

Parcours Enseignement

Nouvelle maquette – Animation thématique Imagerie/ Télédétection/SIG
Partage de modules avec Bordeaux Sup Agro
Occupation du sol et spatialisation

2017

Depuis2014 Maître de conférences en Informatique
ENSEGID – Bordeaux INP

Création nouveau module intégré: PPR Littoral
Données LiDAR, SIG et BDG

2014

Nouvelle maquette - Recentrage enseignements
Traitement d'images de télédétection et géomatique

EGID devient école d'ingénieur ENSEGID
Institut Polytechnique de Bordeaux

2011

Responsable du Master STEE – parcours Géoimagerie

2009-2011

Master STEE – parcours Géoimagerie
Traitements d'images de télédétection, Programmation C/C++, analyse de données

2007

Maître de conférences en Informatique
Institut EGID – Université Bordeaux 3

DESS géoimagerie
Traitements d'images, Programmation C/C++, analyse de données

2006

Traitements d'images, Programmation Turbo Pascal, C

ATER en informatique
Université Paris 5

2004

Parcours Recherche

2012-2014

Mise en délégation à l'IRD Tunis
Chargé de recherche en informatique
UMR LISAH (supAgro, IRD, INRA)

2017-2018

TOSCA CLASS-TIP
Classification semi-supervisée/ texture THR/ littoral
Porteur: Samia Boukir (EA G&E)

2016 Post – Doc Walid OUERGHEMMI: Fusion de données multispectrale et hyperspectrale
Co-encadrement Post-doc HYEP

ANR HYEP
Imagerie hyperspectrale pour la planification urbaine
Porteur: Christiane Weber (UMR LIVE)

2014-2018

ANR ALMIRA
Caractérisation des paysages en milieu cultivé
Porteur: Frederic Jacob (UMR LISAH)

2014-2017 Ines BEN SLIMENE: Apprentissage actif pour la cartographie de l'ocs à large échelle : application en milieu cultivé
Direction: Philippe Lagacherie (UMR LISAH) et Riadh Imed Farah (RIADI)

2013-2014

Projet PNTS
Délimitation parcellaire agricole
Porteur: Nesrine Chehata (UMR LISAH)

2011-2015 Arnaud LE-BRIS : Optimisation spectrale d'un capteur superspectral pour la classification de matériaux urbains
Direction: Nicolas Paparoditis (IGN) et Xavier Briottet (ONERA)

2011-2014

Projet Région STELLA
Projet TOSCA STELLA-THR
Capteurs multi-sources (Forêt/vigne/ littoral)
Porteur: Jean Pierre Wigneron (Bordeaux INRA)

2010-2014 Benoit BEGUET: Caractérisation et quantification de la structure forestière par imagerie THR
Direction: Samia Boukir (EA G&E)
1 er Prix thèse innovation NOV'AQT

2010-2013

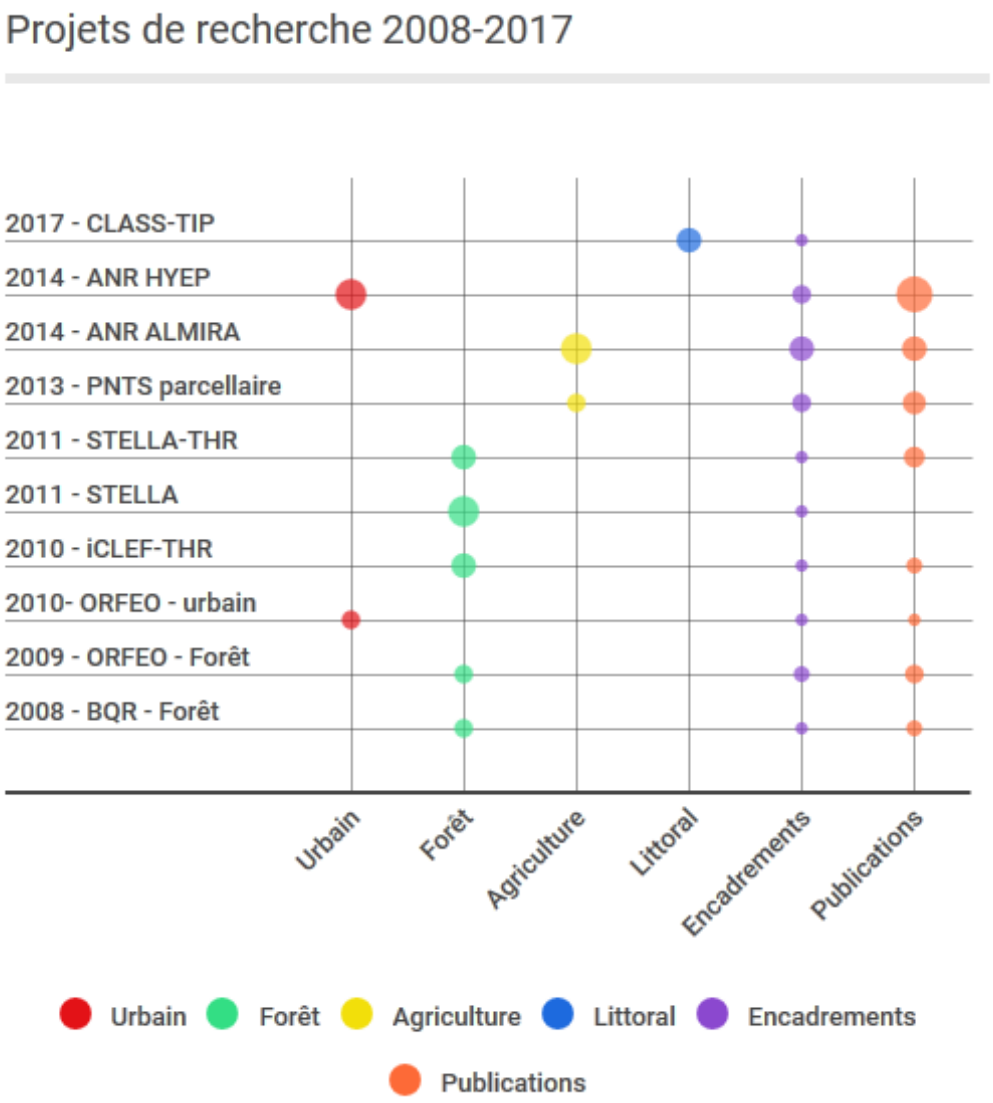
Projet région Aquitaine ICLEF THR
Porteur: Nesrine Chehata (EA G&E)
2 Labels : Aérospace Valley et Xylofutur

2009-2010

Projet BQR Forêt / CNES Orfeo Forêt
Détection changement – dégâts de tempête
Porteur: Nesrine Chehata (EA G&E)

2008-2011 Li GUO: Classifieurs d'ensembles intégrant la marge d'ensemble
Direction: Samia Boukir (EA G&E)

Bilan Recherche



- Encadrements:
  - 4 thèses et 1 postdoc
  - 1 ing. CDD
  - 14 stages
- 72 publications
  - 4 chapitres de livres
  - 9 revues rang A
  - 7 revues nationales
  - 45 communications
- H-index : 6 (Scopus)

Besoins en caractérisation des milieux

OrthoImage IGN

Cartographie de l'occupation du Sol

Couverture du sol

Vision physionomique

Couverture du sol (BD OCS GE – IGN)

Usage du Sol

Vision anthropique suivant la fonction humaine ou économique

Usage du sol (BD OCS GE – IGN)

Besoins en caractérisation des milieux

Urbain

- Milieu anthropique complexe
- Forte hétérogénéité de la géométrie et la radiomètre des objets

- Cartographie pour la planification et l'aménagement urbains
- Cartographie des matériaux urbains
- Cartographie de la végétation urbaine
- Cartographie de l'usage du sol
- Maquettes 3D, simulateurs micro-météorologie,…

Forêt

- Milieu naturel à évolution lente
- Présence de changements abrupts
- Pratiques sylvicoles

- Caractérisation de la structure forestière
- Cartographie des peuplements forestiers
- Cartographie des strates forestières verticales
- Suivi de la santé des forêts

Agricole

- Milieu naturel à évolution rapide
- Rotations de cultures
- Différents modes de gestion
- Anthropisation

- Cartographie des éléments anthropiques du paysage (parcellaire, terrasses, ..)
- Cartographie des types de cultures
- Analyse de l'évolution des paysages

Besoins Vs. Données

Besoins variés en cartographie de l'occupation du Sol

Précision géométrique

Précision sémantique

Cartographie de l'ocs
- à grande échelle
- à large échelle
- une précision sémantique fine

Données télédétection multi-capteurs

Imagerie Optique

Multi-échelles
Multi-résolutions
Multi-temporelles
Multi-vues (stéréo)

LiDAR

Verrous scientifiques

Contexte thématique

- Large échelle
- Utilisation de données hétérogènes
- Intégration de l'opérateur humain

Données

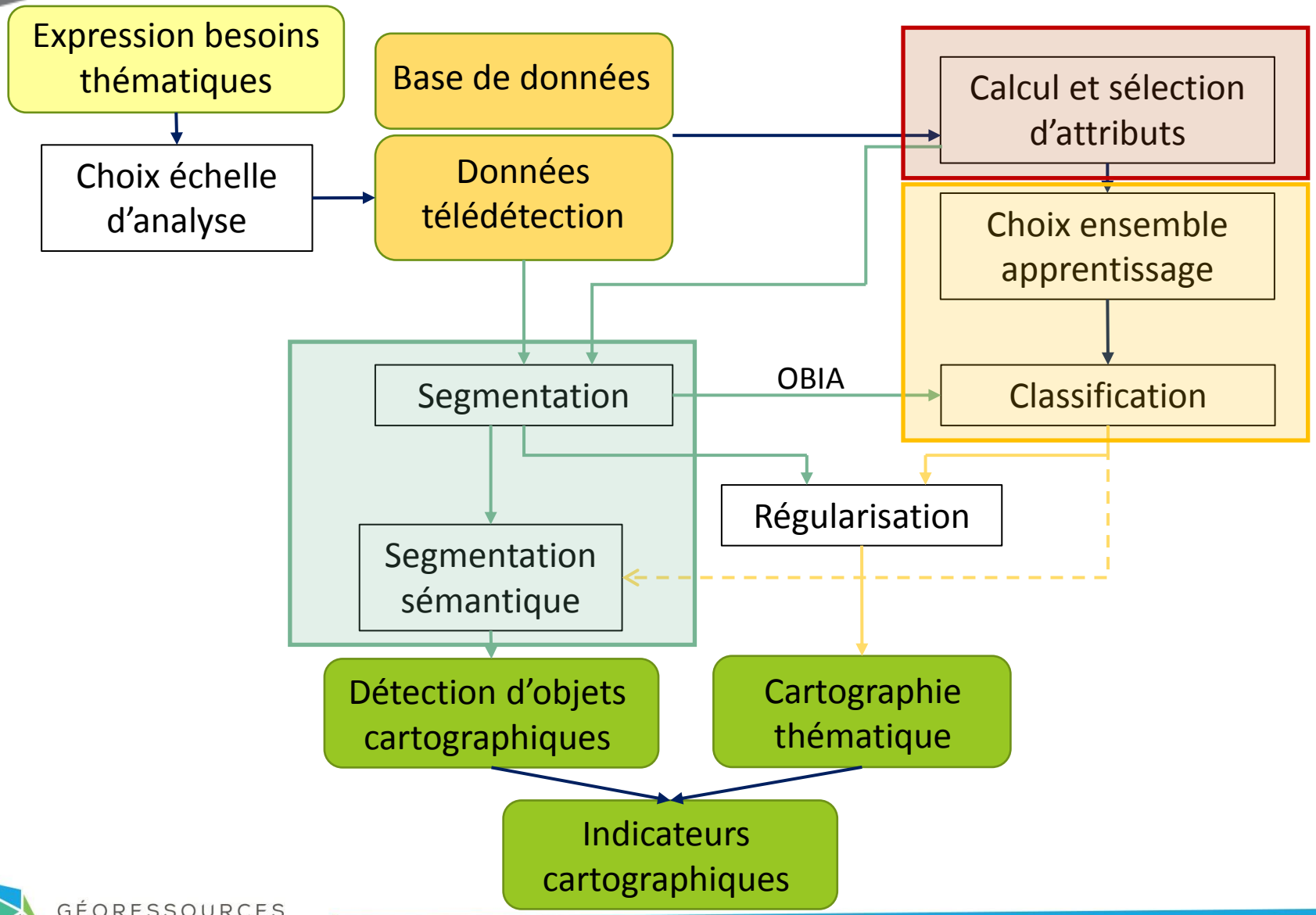
- Déséquilibrées
- redondance
- bruitées
- mal étiquetées
- Peu de données d'apprentissage

VERROUS

Apprentissage automatique

- Fusion données multi-sources
- Fusion données multi-échelles
- Problème du "datashift"

Méthodologie d'élaboration de produits cartographiques



BILAN DE RECHERCHES

Les classifieurs d'ensemble et le concept de marge

#1: Calcul et sélection d'attributs

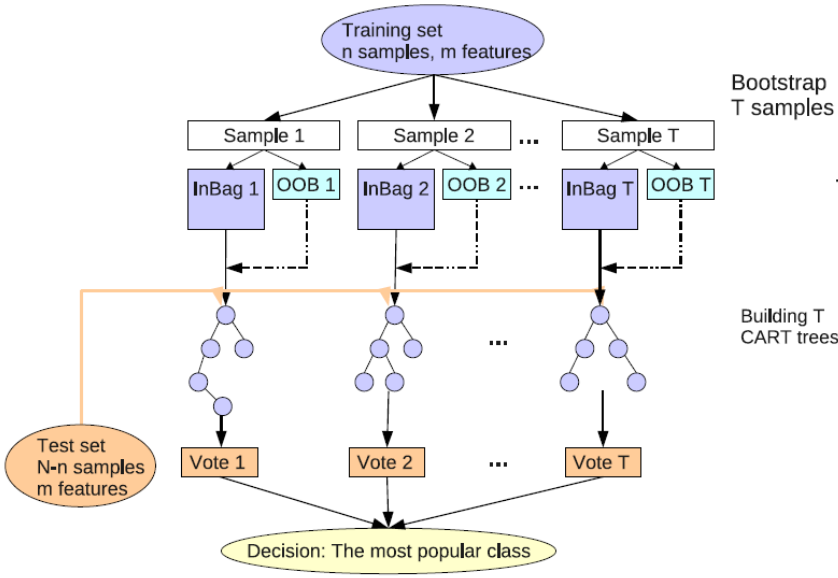
#2: Techniques de segmentation

#3: Classification – apprentissage automatique

Les ensembles de classifieurs

- 3 niveaux de construction d'un ensemble de classifieurs
  - Niveau données: optimisation apprentissage (bagging, boosting,…)
  - Niveau attributs : sélection d'attributs
  - Niveau classifieurs : choix des classifieurs de base

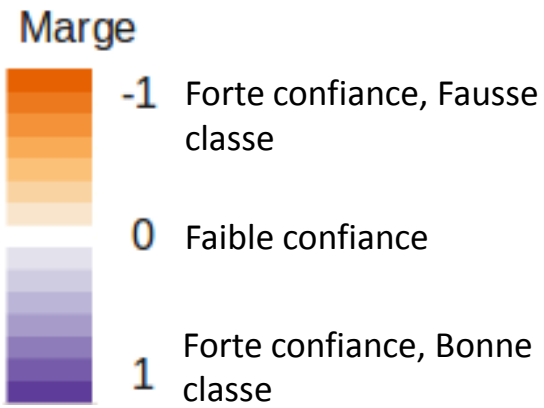
- Les Random Forests (Forêts aléatoires)
  - Classifieur : arbre de décision CART
  - Apprentissage par Bagging
  - Sélection aléatoire d'attributs à chaque nœud
- Intérêts
  - Non paramétrique
  - Robuste au bruit
  - Rapide en apprentissage et en prédiction
  - Adapté aux grandes dimensions
  - parallélisable
  - Fournit une mesure d'importance de variables



La marge d'ensemble

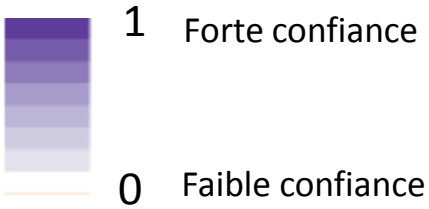
- Mesure la confiance du classifieur
- Marge supervisée [Shapire 1996]

$$margin(x,y) = \frac{v_y - \max_{c=1,\ldots,L \cap c \neq y}(v_c)}{\sum_{c=1}^{L}(v_c)}$$



- Marge non supervisée

$$margin(x) = \frac{\max(v_{c_1}) - \max_{c_2=1,\ldots,L \cap c_2 \neq c_1}(v_{c_2})}{\sum_{c=1}^{L}(v_c)}$$



Axe 1: Calcul et sélection d'attributs

Pourquoi ?

- Réduction de dimensionnalité
- Identification des attributs pertinents en fonction de l'application
- Fusion de données multi-sources, au niveau « attributs »
- Evaluation de capteurs
- Spécification de capteurs

Comment ?

- Utilisation de classifieurs d'ensemble
  - Mesure d'importance des variables
  - Concept de marge d'ensemble
- Méthodes incrémentales
- Méthodes stochastiques

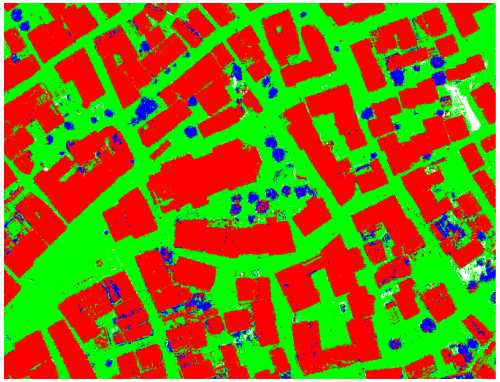
Axe 1: Calcul et sélection d'attributs

- **Contribution de données multi-sources optique et LiDAR pour la classification en milieu urbain**

- Thèse Li GUO [2008-2011]
  - Données multi-sources
  - Evaluation des capteurs optique et LiDAR
  - Identification des attributs pertinents

  - Milieu urbain
  - Données IGN

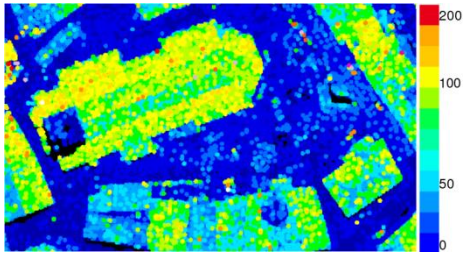
- Collaborations



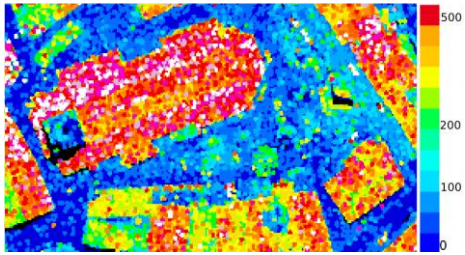
Contribution de données multi-sources optique et LiDAR pour la classification en milieu urbain

- Attributs LiDAR multi-échos et FW
- Utilisation du classifieur d'ensemble Random Forest
  - Importance des variables
  - marge d'ensemble supervisée

Orthophoto

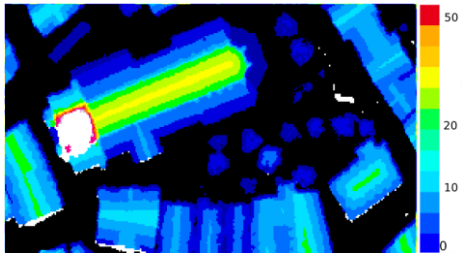


Amplitude

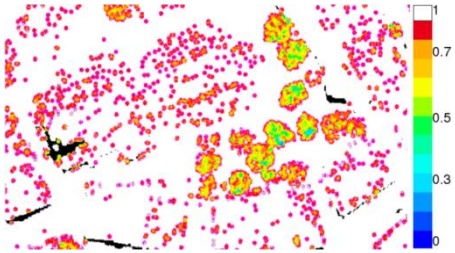


Echo cross-section

[Chehata et al.2009]
[Chehata et al.2009a]
[Guo et al.2011]



Altitude

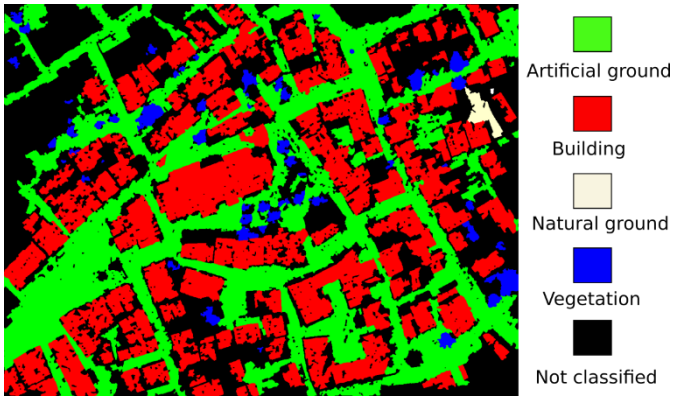


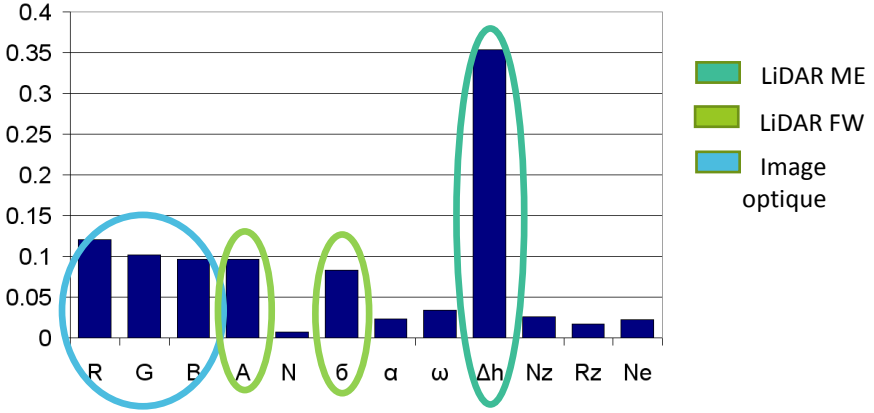
Numéro d'échos normalisé

Contribution de données multi-sources optique et LiDAR pour la classification en milieu urbain

- Evaluation des deux capteurs optique et LiDAR
- Intérêt thématique
  - Apport des données FW en milieu urbain
  - Identification des attributs pertinents par classe
  - Complémentarité des données optique THR et LiDAR

Précision globale: **95.75%**





C. Mallet, N. Chehata, and J-S. Bailly. Airborne LiDAR data processing. Remote Sensing of Land Surfaces, Volume 1: Remote sensing techniques, principles and methods, chapter 06 ISTE Editor, Elsevier, Land- Environment System, 2016.

L. Guo, N. Chehata, C. Mallet, S. Boukir. Relevance of airborne lidar and multispectral image data for urban scene classification using Random Forests. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *66(1), pp.56-66* , January 2011.

N. Chehata, L. Guo, C. Mallet. Airborne Lidar feature Selection for urban classification using Random Forests. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Vol. 38 (Part 3/W8), pp.207-212*, Paris, France, September 2009.

Axe 1: Calcul et sélection d'attributs

- **Optimisation de la configuration spectrale d'un capteur superspectral pour la caractérisation de matériaux urbains**

- Thèse Arnaud Le-BRIS [2011-2015]
  - Imagerie hyperspectrale
  - Spécification d'un capteur aéroporté superspectral
  - Cartographie des matériaux urbains
  - Forte précision sémantique

- Collaborations

Bordeaux INP ENSEGID

IGN INSTITUT NATIONAL DE L'INFORMATION GÉOGRAPHIQUE ET FORESTIÈRE

ONERA THE FRENCH AEROSPACE LAB

Optimisation de la configuration spectrale d'un capteur superspectral pour la caractérisation de matériaux urbains

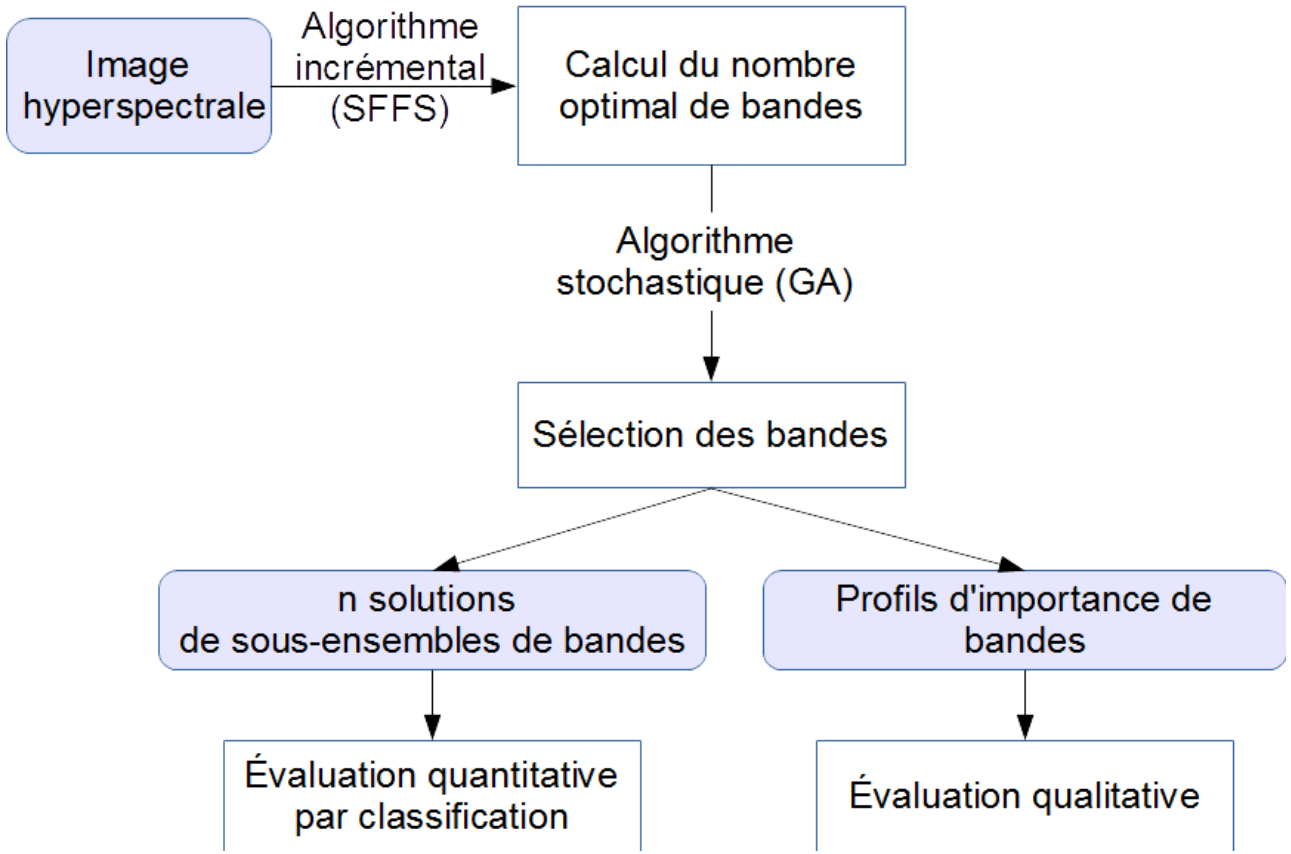
- Optimisation de la **position** et la **largeur** des bandes spectrales
- Sélection automatique de bandes utiles
- Critère de sélection : Filter/ Wrapper / Embedded
  - Prise en compte de la confiance du classifieur : <u>marge non supervisée</u>

- Optimisation
  - Par méthodes incrémentales (SFFS)
  - par méthodes stochastiques (Algorithmes Génétiques (AG))
    - Utilisation des profils d'importance par AG

- Utilisation d'une BD spectrale de matériaux

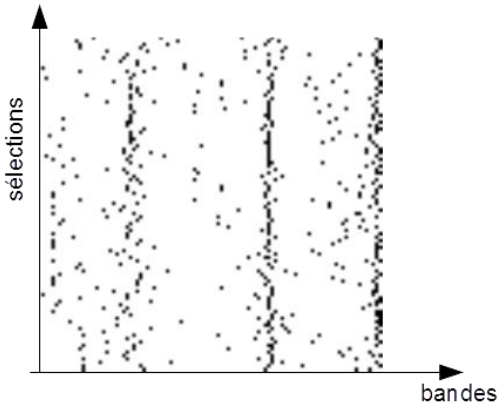
Optimisation de la configuration spectrale d'un capteur superspectral pour la caractérisation de matériaux urbains

Optimisation des positions des bandes

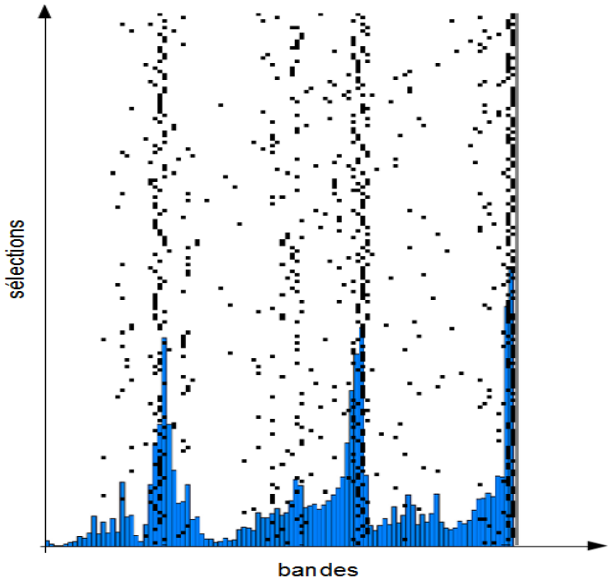


Optimisation de la configuration spectrale d'un capteur superspectral pour la caractérisation de matériaux urbains

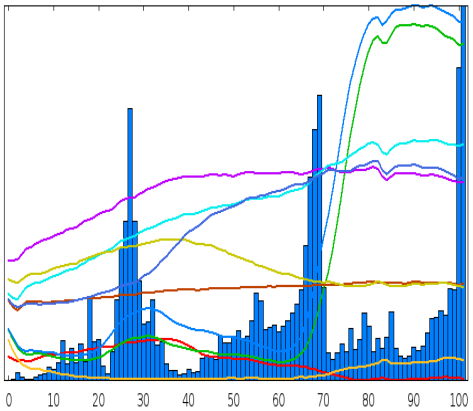
- Profils d'importance des bandes



n sous-ensembles
par algorithmes génétiques



Profils d'importances par AG



Interprétation physique des bandes

Le-Bris
2015,2015a, 2016

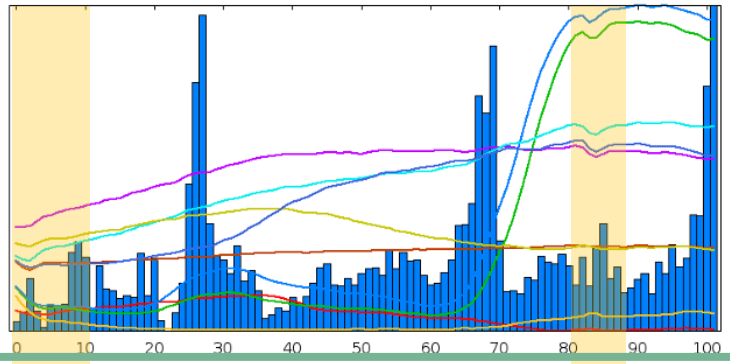
Optimisation de la configuration spectrale d'un capteur superspectral pour la caractérisation de matériaux urbains

- Proposition d'un score à optimiser
  - Utilisation du concept de marge d'ensemble (confiance du classifieur RF)

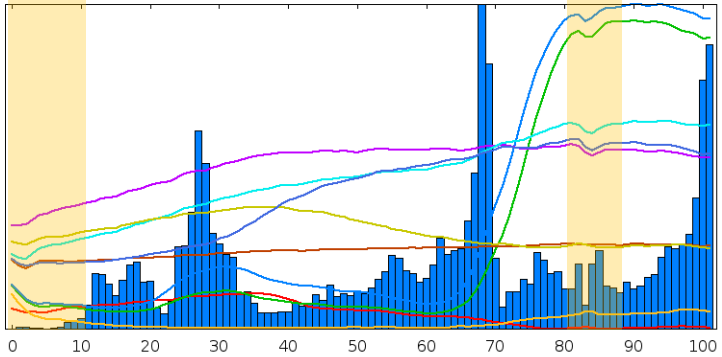
$$score(X) = \sum_{i=1}^{n} \delta(y_i, c(\boldsymbol{x_i})).m(x_i, c(\boldsymbol{x_i}))$$

PAVIA CENTRE
Données ROSIS
V-NIR (102 bandes)
en réflectance
GSD = 1,3 m

Score « Kappa »



Score « Confiance »

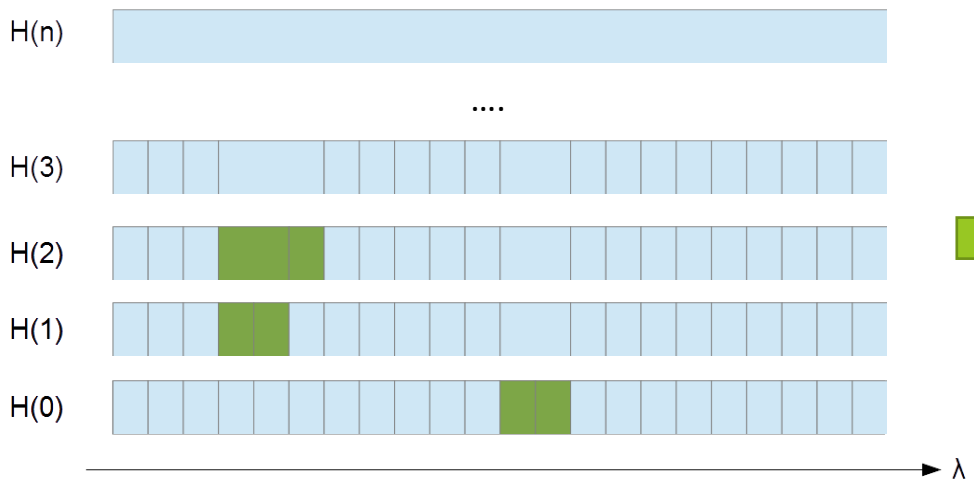


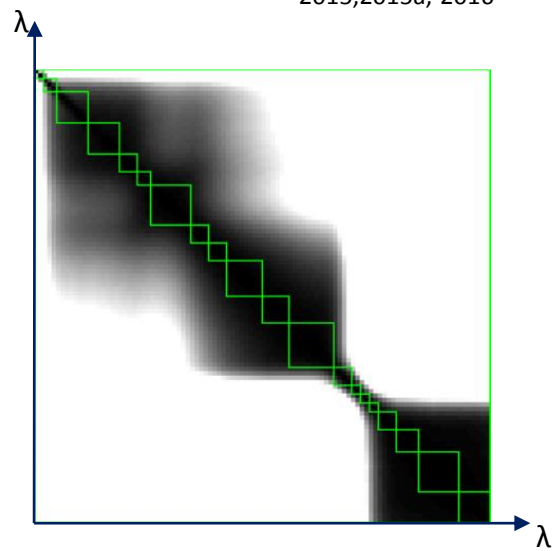
Le-Bris
2015,2015a, 2016

Optimisation de la configuration spectrale d'un capteur superspectral pour la caractérisation de matériaux urbains

- **Optimisation de la largeur des bandes**
- Approche hiérarchique
  - Construction d'une hiérarchie de bandes fusionnées
  - Sélection de sous-ensembles de bandes dans la hiérarchie
- Fusion ascendante des bandes adjacentes selon un critère
  - Corrélation, séparabilité , erreur de reconstruction du spectre

Le-Bris 2015,2015a, 2016

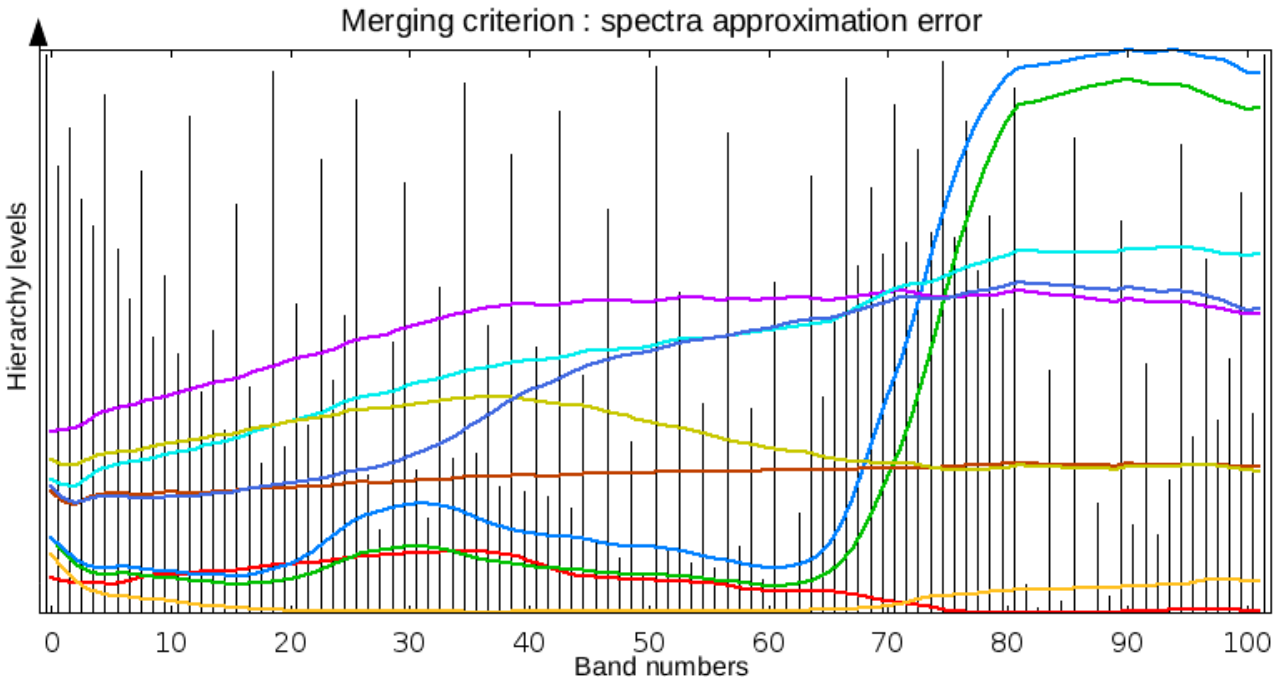




H(i) – niveau de la hiérarchie

Optimisation de la configuration spectrale d'un capteur superspectral pour la caractérisation de matériaux urbains

- Hiérarchie de Fusion de bandes

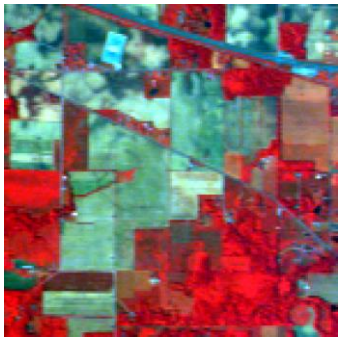


Le-Bris 2015,2015a, 2016

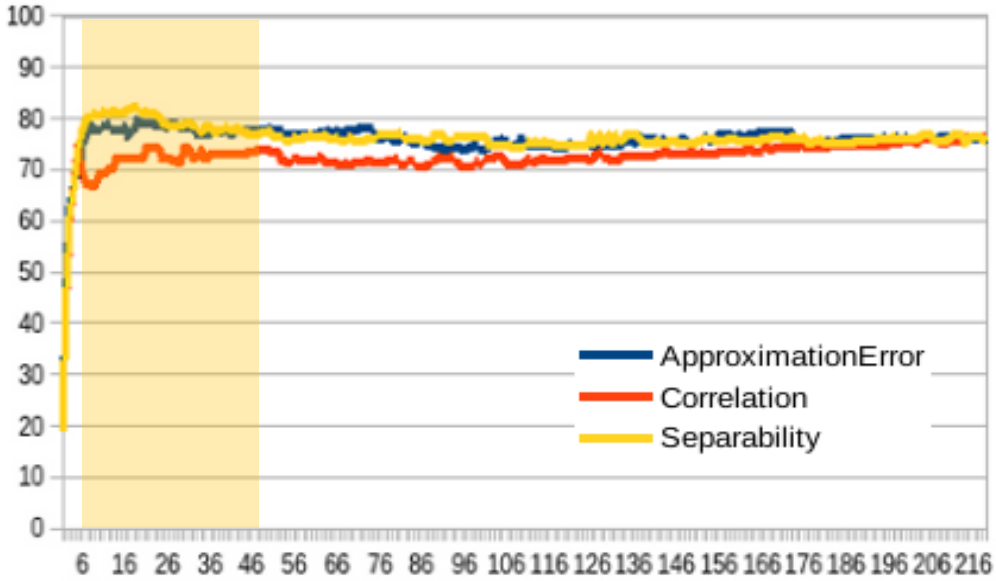
Chaque ligne est une configuration spectrale correspondant à un niveau de la hiérarchie
Lignes noires verticales = limites entre bandes fusionnées

Optimisation de la configuration spectrale d'un capteur superspectral pour la caractérisation de matériaux urbains

- Hiérarchie de Fusion de bandes



Indian Pines



Nombre de bandes fusionnées par niveau de la hiérarchie

- ++ critères : séparabilité et erreur d'approximation
- **++ Configurations avec peu de bandes, mais des bandes larges → superspectral**

Optimisation de la configuration spectrale d'un capteur superspectral pour la caractérisation de matériaux urbains

- Spécification d'un capteur superspectral pour une thématique
- Intérêt thématique
  - Identification des bandes utiles pour la caractérisation des matériaux
  - Mise en évidence de l'intérêt du SWIR
  - Cartographie des matériaux urbains

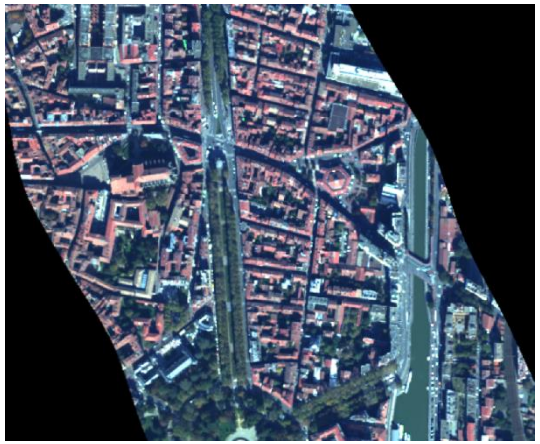
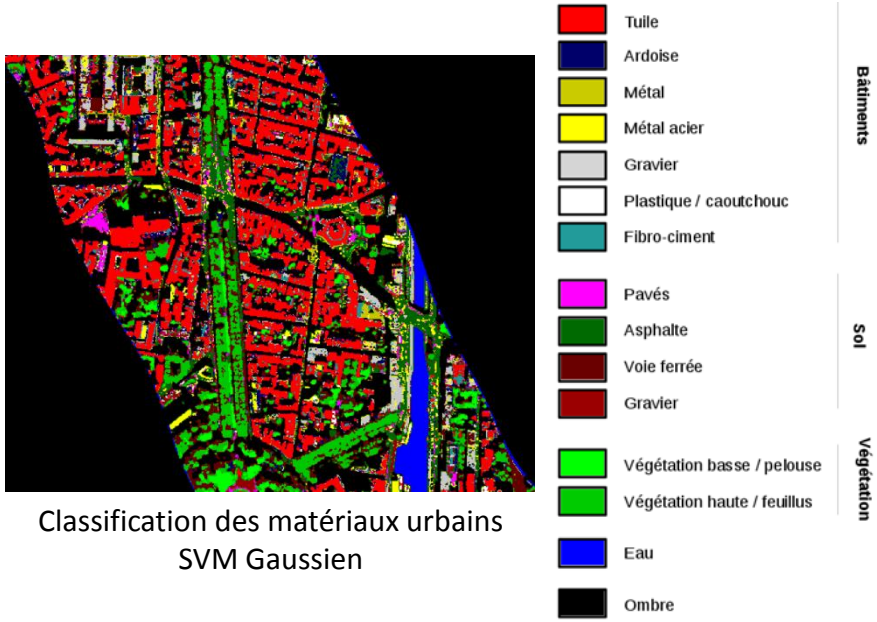


Image hyperspectrale UMRA – Toulouse
5m résolution



Classification des matériaux urbains
SVM Gaussien

Optimisation de la configuration spectrale d'un capteur superspectral pour la caractérisation de matériaux urbains

- Spécification d'un capteur superspectral pour une thématique
- Intérêt thématique
  - Identification des bandes utiles pour la caractérisation des matériaux
  - Mise en évidence de l'intérêt du SWIR
  - Cartographie des matériaux urbains

X.Briottet, N.Chehata, R. Oltra-Carrio, A.Le-Bris, and C. Weber. Optical remote sensing in urban environements. Remote Sensing of Land Surfaces, Volume 4: Land Surface Remote Sensing in Urban and Coastal Areas, chapter 01 ISTE Editor, Elsevier, Land- Environment System, 2016.

A. Le-Bris, N. Chehata, X. Briottet, and N. Paparoditis.Hierarchically exploring the width of spectral bands for urban material classification,JURSE, Mars 2017, Dubai, UAE.

A. Le-Bris, N. Chehata, X. Briottet, and N. Paparoditis. Spectral band selection for urban material classification using hyperspectral libraries In International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, volume III-7, XXIII ISPRS Congress, p 33–40, Jul 2016, Prague, Czech Republic

A. Le-Bris, N.Chehata, X. Briottet and N. Paparoditis, "Extraction of optimal spectral bands using hierarchical band merging out of hyperspectral data". Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., XL-3/W3, 459-465, 2015, La grande motte, France

A. Le-Bris, N.Chehata, X. Briottet and N. Paparoditis, "A random forest class memberships based wrapper band selection criterion: Application to hyperspectral," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2015 IEEE International* , vol., no., pp.1112-1115, 26-31 July 2015.

Axe 2: Techniques de segmentation

Pourquoi ?

- Détection d'objets cartographiques
- Classification orientée objet (OBIA)
- Régularisation

Comment ?

- Segmentation hiérarchique
- Segmentation Mean-Shift (2D et 3D)
- Segmentation sémantique (guidée par la classification)

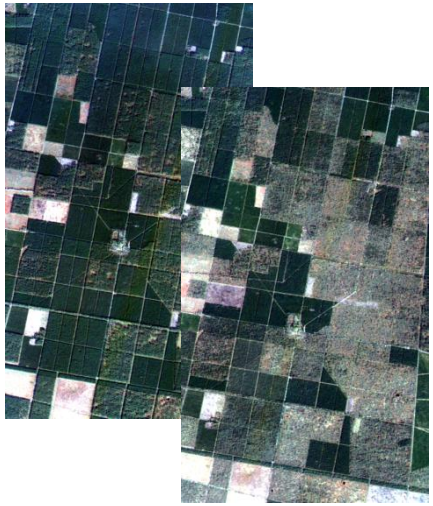
Les verrous ?

- Quels attributs ?
- Quel paramétrage ?
- Comment passer de la région à l'objet ?
- Comment évaluer une segmentation ?

Axe 2: Techniques de segmentation

- **Détection de dégâts de tempête par images haute résolution: application à la tempête Klaus - forêt des Landes**

- CDD Ingénieur CNES Camille Orny [2010]
  - Données bi-dates HR
  - Milieu forestier – forêt des Landes
  - Données CNES Kalidéos-LITTORAL



- Collaborations

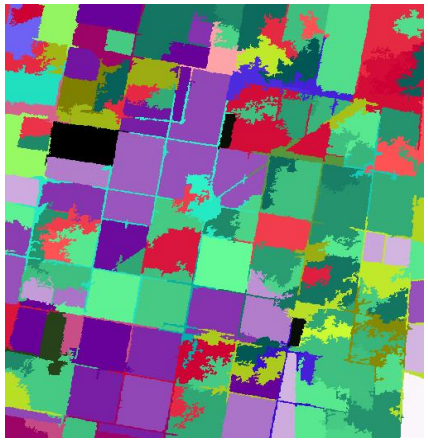
Bordeaux INP ENSEGID

INRA SCIENCE & IMPACT

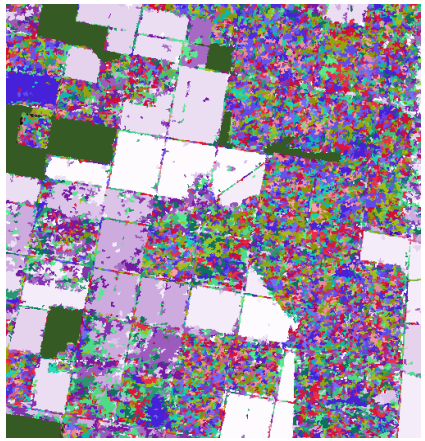
cnes CENTRE NATIONAL D'ÉTUDES SPATIALES

Contribution de données multi-sources optique et LiDAR pour la classification en milieu urbain

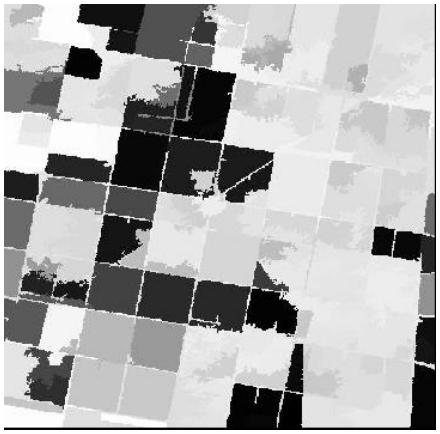
- Proposition attribut temporel
  - Taux de fragmentation $FR = 1 - \frac{\max_j[A(R_{Before}) \cap A(R_{After})]}{A(R_{Before})}$ with $R_{Before} \cap R_{After} \neq \emptyset$
  - Optimisation des attributs et du paramétrage de la segmentation par mires



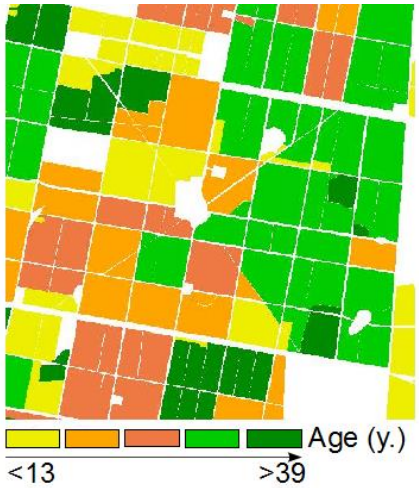
Segmentation avant tempête (NDVI)



Segmentation après tempête (ratio temporel de la bande R)



Taux de fragmentation par région (avant tempête)



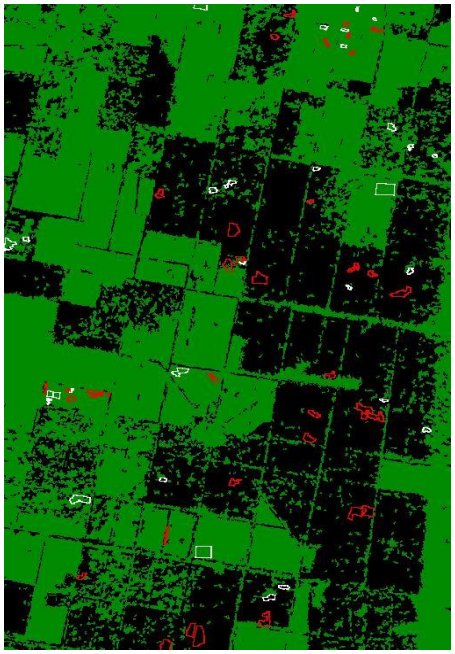
Contribution de données multi-sources optique et LiDAR pour la classification en milieu urbain

- Intérêt thématique
  - Cartographie des dégâts de tempête à haute résolution
  - Mise en évidence de la vulnérabilité des peuplements les plus âgés

Avant tempête (22/12/2008)

Après tempête (04/02/2009)

Classification



intact
dégât

Données référence
intact
dégât

	Reference data	
	Intact	Damaged
Intact	1390	487
Damaged	80	2471
Total	1470	2958
Omission error	5.44	16.5
Commission error	25.9	3.14
Global accuracy	**87.2**	

N. Chehata, C. Orny, S. Boukir and D. Guyon., Object-based change detection in wind-storm damaged forest using high resolution multispectral images, *International Journal of Remote Sensing*, volume 35, issue 13, 2014.

Axe 2: Techniques de segmentation

- **Détection de bâtiments par approche conjointe ascendante et descendante**

- Stage Mahmoud Sidi Youssef [2014]
  - Données THR
  - Détection automatique de bâtiments
  - Milieu urbain

- Collaborations

Bordeaux INP ENSEGID

IGN INSTITUT NATIONAL DE L'INFORMATION GÉOGRAPHIQUE ET FORESTIÈRE

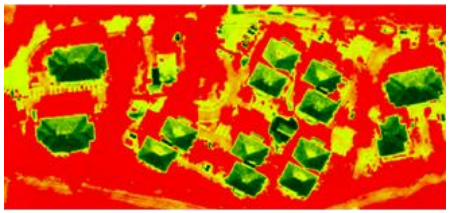
Détection de bâtiments par approche conjointe ascendante et descendante

- Approche ascendante (bottom-up)
  - Extraction d'information bas-niveau
  - Basée sur les classifications supervisées

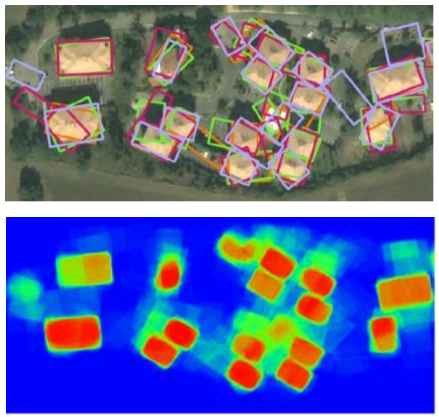
- Approche descendante (Top-down)
  - Basée sur la reconnaissance de formes (modélisation des objets)
  - Connaissances a priori sur les interactions entre objets

→ Approche conjointe: Segmentation sémantique

Détection de bâtiments par approche conjointe ascendante et descendante



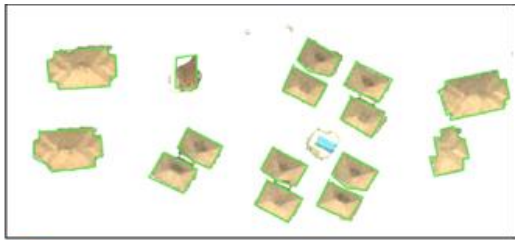
- Approche ascendante
  - Carte de probabilité d'appartenance (classification SVM)
- Approche descendante
  - Modélisation par ppm (processus ponctuels marqués)
    - Modélisation géométrie et interactions entre objets
  - Approche multi-échelles : carte de probabilité de bâtiments par cumul
- Segmentation finale
  - Coupes de graphe par formulation Markovienne



$$E(C) = \sum_{p \in \mathcal{I}} E_{\mathrm{d}}(p) + \lambda \sum_{p,q \in \mathcal{I}} E_{\mathrm{p}}(p,q)$$

Probabilité ascendante

Probabilité descendante



Détection de bâtiments par approche conjointe ascendante et descendante

- Intérêt thématique
  - Détection automatique de bâtiments
  - Aménagement et planification urbaine

M.M Sidi Youssef, C. Mallet, N. Chehata, A. Le Bris, A. Gressin, Détection de bâtiments à partir d'une image satellitaire par combinaison d'approches ascendante et descendante, RFIA'14 (19 ème congrès national sur la Reconnaissance de Formes et l'Intelligence Artificielle), Rouen, France, Juin 2014.

M.M Sidi Youssef, C. Mallet, N. Chehata, A. Le Bris, A. Gressin, Combining top-down and bottom-up approaches for building detection in a single very high resolution satellite image, *IGARSS 2014 (IEEE International Geoscience and Remtote Sensing Symposium),* 4820-4823, Québec, Canada, July 2014.

Axe 2: Techniques de segmentation

- **Détection de parcellaire agricole par segmentation hiérarchique**

- Stage Mahmoud Sidi Youssef [2014]
  - Données THR
  - Détection automatique de parcellaire
  - Milieu agricole

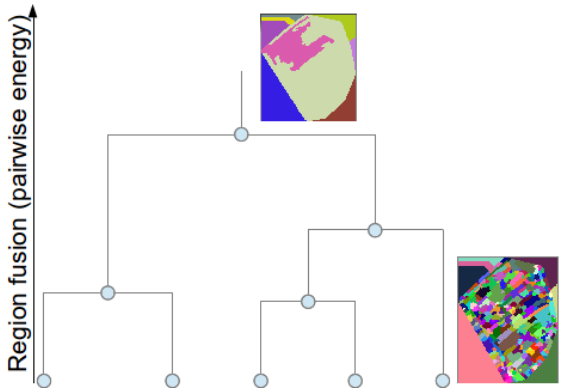
- Collaborations

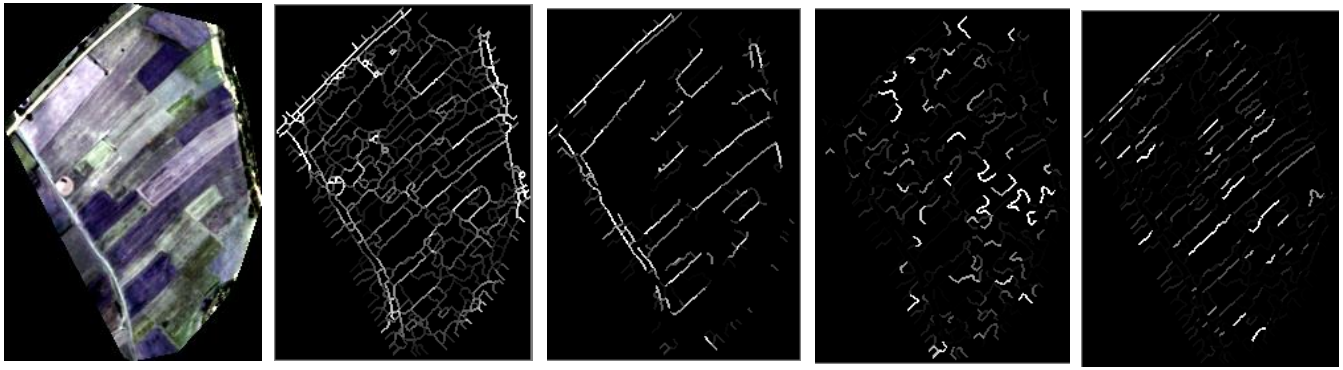
Bordeaux INP ENSEGID

IGN INSTITUT NATIONAL DE L'INFORMATION GÉOGRAPHIQUE ET FORESTIÈRE

Détection de parcellaire agricole par segmentation hiérarchique

- Approche ascendante: Construction hiérarchie basée sur l'énergie inter-régions (contours)





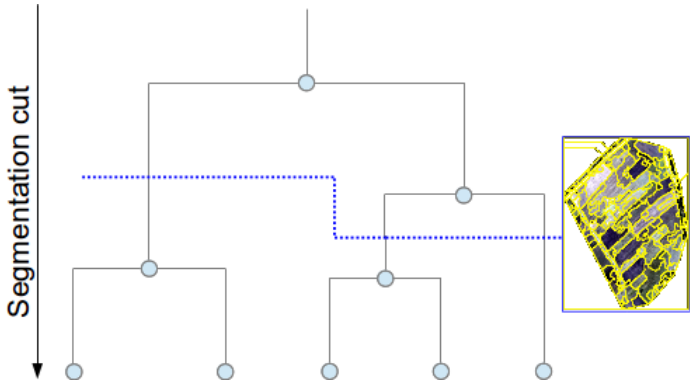
Gradients | Segments LSD | Complexité contours | Orientation

- Fusion par minimisation d'énergie globale:

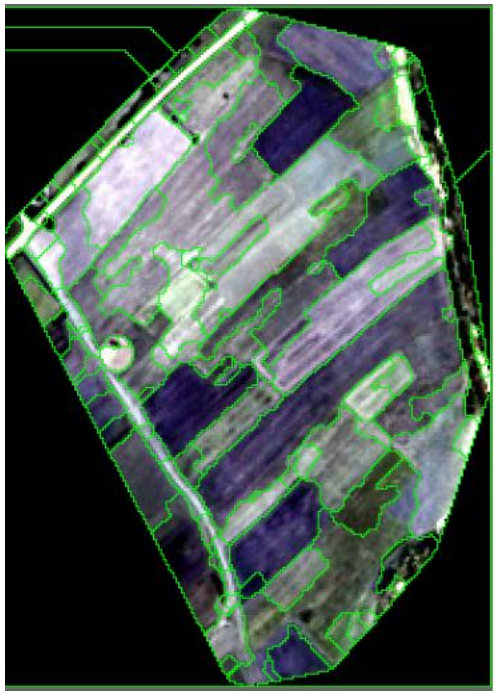
$$E_g = \lambda_{gr} E_{gr} + \lambda_{lsd} E_{lsd} + \lambda_{comp} E_{comp} + \lambda_{ori} E_{ori}$$

Détection de parcellaire agricole par segmentation hiérarchique

- Approche descendante: Segmentation par coupes de graphe
  - critère intra-région
    - Distance de diffusion de la couleur



- Quid de l'évaluation ?



Axe 3: Classification – apprentissage automatique

Pourquoi ?

- Cartographie de l'occupation du sol
- Cartographie à grande et large échelle

VERROUS

- Gros volume de données
- Optimisation de l'apprentissage
- Gestion de données déséquilibrées
- Détection des erreurs d'étiquetage
- Large échelle
- Problème de « datashift »
- Peu de données d'apprentissage
- Inclusion de l'opérateur humain

Comment ?

- Classifieurs d'ensemble
- Concept de marge non supervisée
- Construction de l'ensemble au niveau données
- Utilisation instances non labélisées
  - Apprentissage actif

Axe 3: Classification – apprentissage automatique

- **Optimisation de l'apprentissage en utilisant la marge d'ensemble**
- Thèse Li GUO [2008-2011]

- Marge non supervisée
- Meilleures instances d'apprentissage: les instances à faible marge
  - Frontières de classes
  - Classes mineures

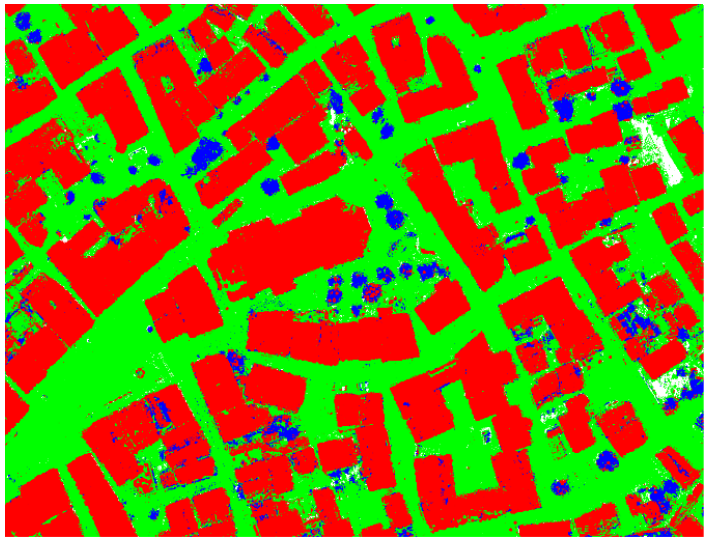
Orthophoto IGN RGB - Amiens

Marge non supervisée

Optimisation de l'apprentissage (margin-based bagging)

- Attributs obtenus par sélection de variables multisources: R,G,B, Δz, A
- Construction de l'ensemble de classifieurs par bagging classique
- De façon itérative, les instances de forte marge sont éliminées

[Boukir 2013]



Approche « margin-based bagging »

Précision de classification
94.96%

Réduction de l'ensemble d'apprentissage de 15%

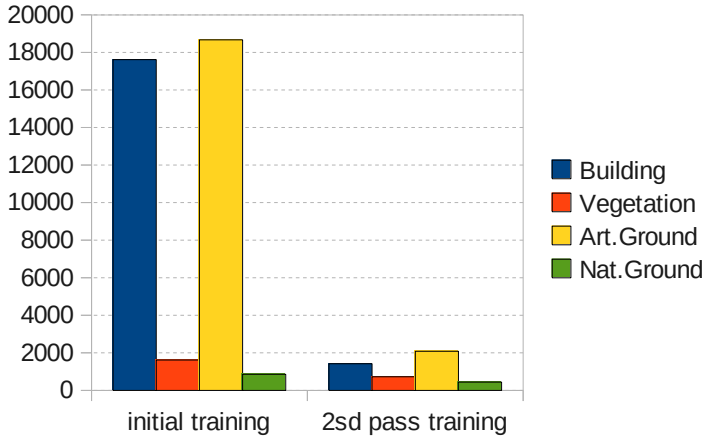
Amélioration de la précision de la classe **minoritaire** (sol naturel) de **12%**

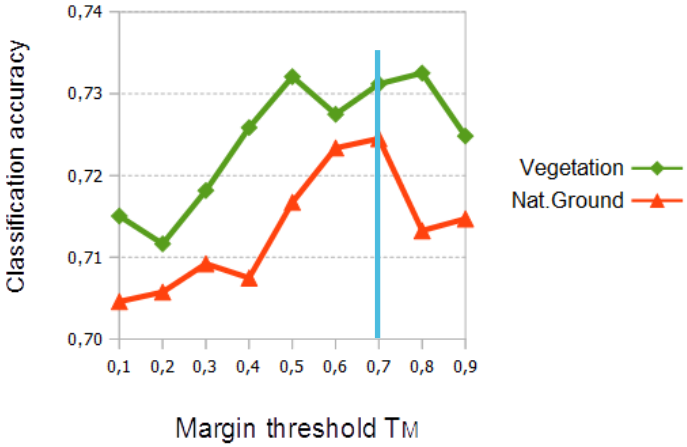
S. Boukir, L. Guo, N. Chehata, Classification of remote sensing data using margin-based ensemble classifiers methods. *IEEE ICIP 2013 (IEEE International Conference on Image Processing),* 2602-2606, Melbourne, Australia, September 2013.

L. Guo, S. Boukir, N. Chehata. Support Vectors selection for supervised learning using an ensemble approach. *IAPR International Conference on Pattern Recognition (ICPR), pp 37-40*, Istanbul, Turkey, August 2010

Gestion de données déséquilibrées

- Approche en deux étapes
  1) Un classifieur RF initial → classification des instances fortes marges
  2) Sélection données apprentissage faible marge
  → classification des instances à faibles marges

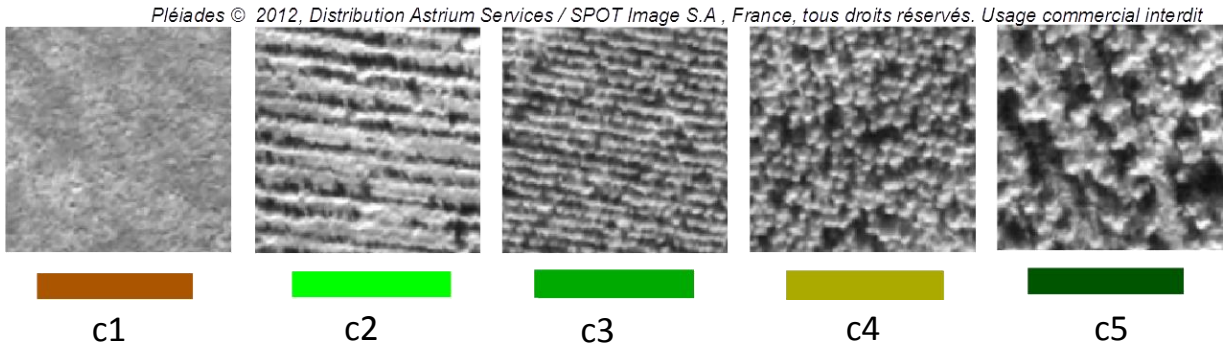




L. Guo, N. Chehata, S. Boukir. A Two-Pass Random Forests Classification of Airborne Lidar and Image Data on Urban Scenes . *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pp. 1369-1372*, Hong-Kong, China, September 2010.

Détection des erreurs d'étiquetage

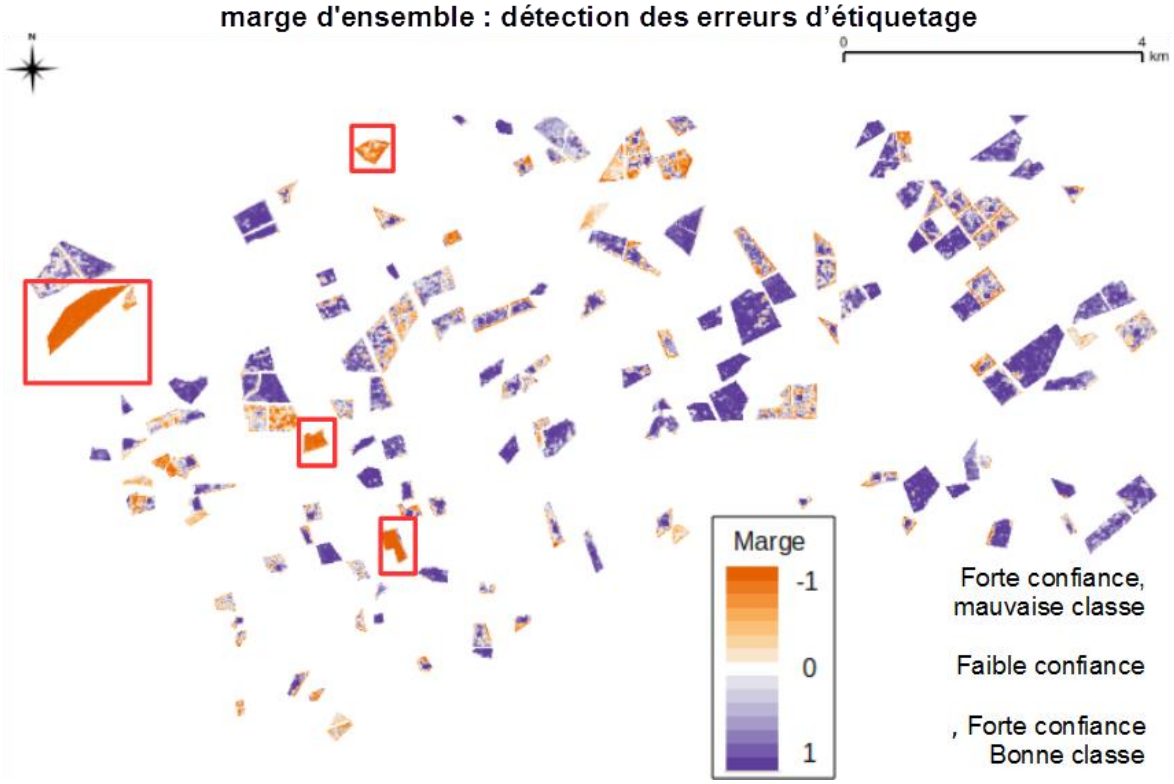
- **Classification de structures forestières par imagerie THR**
- Thèse Benoit BEGUET [2010—2014]
  - Données THR - RTU Pléiades
  - Forêt des Landes de gascogne
  - Sélection d'attributs de texture Haralick multi-échelles par modélisation statistique
  - Cartographie de la structure en 5 classes



- Collaborations

Détection des erreurs d'étiquetage

- **Classification de structures forestières par imagerie THR**
- Thèse Benoit BEGUET [2010—2014]
- Utilisation marge d'ensemble supervisée



B. Beguet., N. Chehata, S. Boukir and D. Guyon. Quantification et cartographie de la structure forestière à partir de la texture des images pléiades, Revue Française de Photogrammétrie et Télédétection, 208: 83-88, 2014.

Axe 3: Classification – apprentissage automatique

- **Classification à large échelle par apprentissage actif: application en milieu cultivé**
- Thèse Ines BEN SLIMENE [2014-2017]

- Données HR - GeoSud
- Milieu agricole
- Peu de données d'apprentissage + problème « datashift »
- Contexte pratique: observations ocs sur terrain

- Collaborations

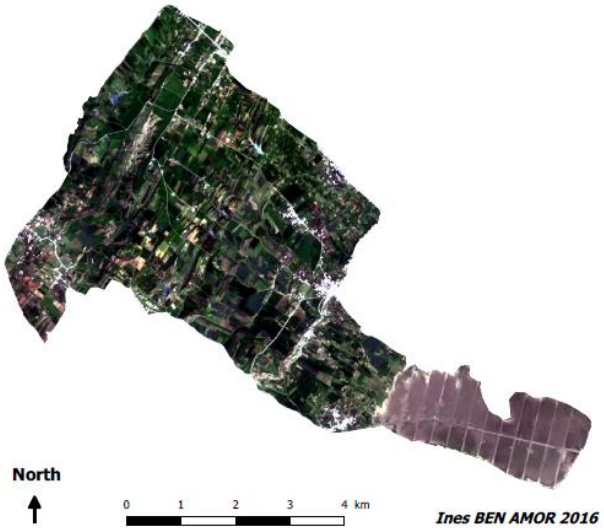
Bordeaux INP ENSEGID

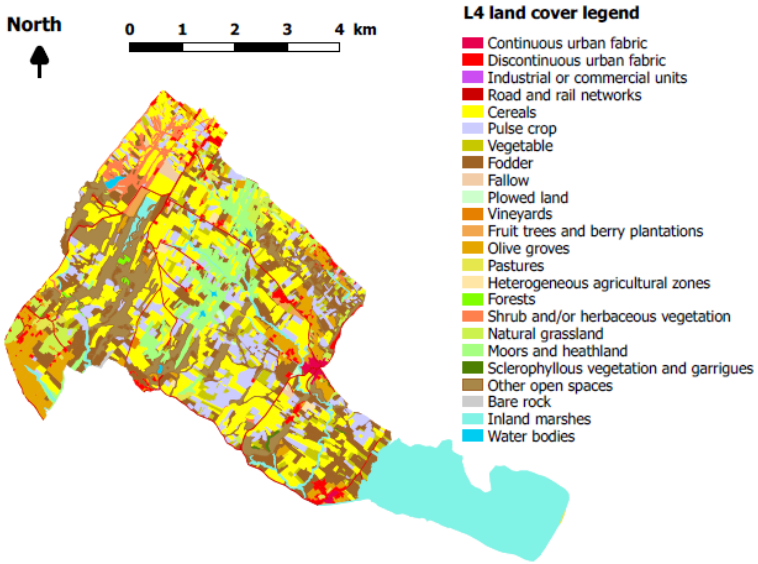
LISAH Laboratoire d'étude des Interactions Sol - Agrosystème - Hydrosystème

IRD Institut de Recherche pour le Développement FRANCE

Classification à large échelle par apprentissage actif: application en milieu cultivé

- Ensemble de classifieurs
- Utilisation d'instances non labelisées
- Apprentissage actif: ajout itératif des instances les plus informatives
  - Critère d'incertitude : marge d'ensemble (BT: Breaking Ties)
  - Critère de diversité: Clustering Mean-Shift
- Application à l'échelle parcelle



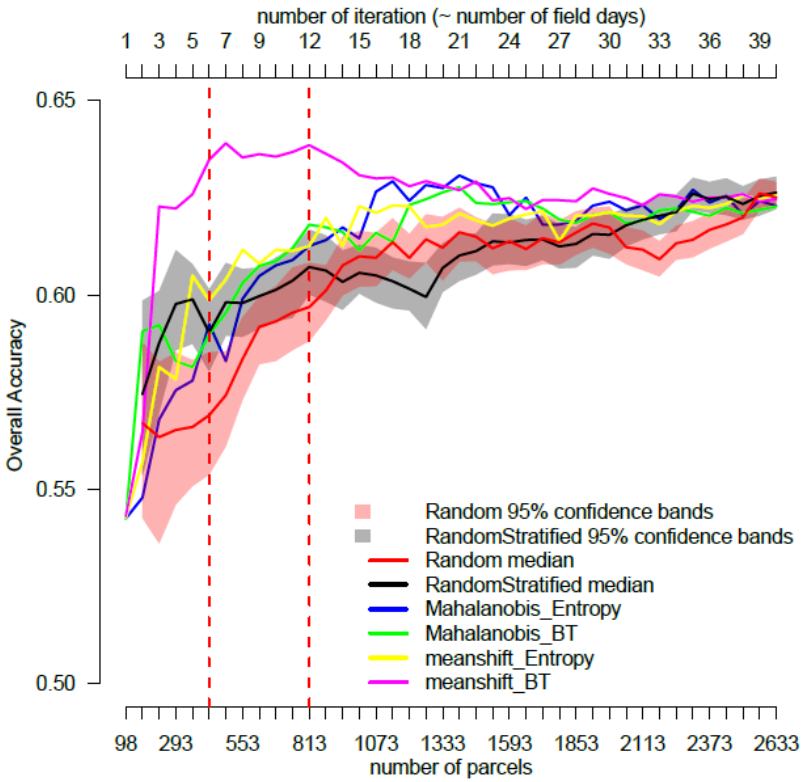


Ines Ben Slimene Ben Amor , 2016

Classification à large échelle par apprentissage actif: application en milieu cultivé

- Apport de l'AL pour une sémantique fine (Niveau 4 Corine Land Cover)
- Le choix des métriques est critique pour une sémantique fine

- Intérêt thématique
  - Ensemble d'apprentissage intial réduit (98 parcelles ~ 3%)
  - 1 itération ~ 1 jour terrain
  - Maximum de précision atteint au bout de 6 jours de terrain



Ines Ben Slimene Ben Amor , 2017, soumis

Nouvelle dynamique nationale et internationale

Europe – 2012

France – Fin 2012

Nouvelle Aquitaine

Copernicus

SENTINEL-1

SENTINEL 2

Theia
Pôle Thématique Surfaces Continentales

PIGMA

Pôle de données spatiales

Pôle de services

Observatoire Aquitain des Sciences de l'Univers

GEOSUD

Centres expertise scientifique
CES produits

Sahara SAR

Kalideos

Pléiades institutionnel

Actions Régionales Théia
ART

ART Aquitaine

Spot World Heritage (SWH)

TerraSAR-X

GÉORESSOURCES & ENVIRONNEMENT

Positionnement futur / données

- Gros volumes d'images spatiales disponibles gratuitement
  - Couverture annuelle France à 5m
  - Couverture nationale THR (50cm), fréquence 3-4 ans
- Disponibilité d'images radar (Sentinel 1, TerraSarX)
- Développement de l'imagerie par drone
- Disponibilité de nouveaux capteurs LiDAR MS

- Disponibilité de produits cartographiques annuels à large échelle
  - Produit CES OSO (20m, 20 classes)
- Disponibilité de bases de données d'ocs
  - Corine land Cover , OCS RGE

Données télédétection multi-capteurs

Imagerie Optique

Multi-échelles
Multi-résolutions
Multi-temporelles
Multi-vues

LiDAR / **RADAR**

+

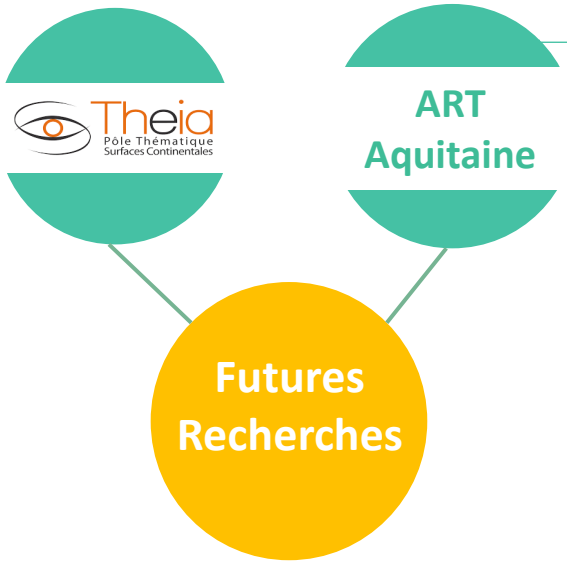
Bases de données

OBJECTIF: Cartographie de l'ocs - à grande et large échelle
- une précision sémantique fine

Positionnement futur / structuration

CES OSO
(occupation du sol)

CES Artificialisation-urbanisation



- Données multisources
- Filière Drones

- Forêt
- Littoral
- Géosciences

PERSPECTIVES DE RECHERCHES

#1: Apprentissage automatique

- optimisation de l'apprentissage
- intégration de données temporelles

#2: Fusion de données hétérogènes

#3: Segmentation sémantique

Axe 1 – Apprentissage automatique
Optimisation de l'ensemble d'apprentissage

- **Besoin d'utiliser les données non labellisées**

- **Apprentissage actif (AL)**
  - Cartographie à large échelle
  - Adaptation automatique de la nomenclature

  - Découverte de nouvelles classes / de sous-classes
  - Disparition de classes

  → Méthodes de clustering non supervisées + marge d'ensemble

  - Intérêt thématique:
    - Stratégie opérationnelle
    - Optimiser l'échantillonnage des instances sur le terrain
    - Intégrer des contraintes spatiales

Axe 1 – Apprentissage automatique
Optimisation de l'ensemble d'apprentissage

- **Besoin d'utiliser les données non labellisées**

- **Apprentissage semi-supervisé (SS)**
  - Peu de données d'apprentissage
  - Appliquer l'apprentissage SS aux classifieurs d'ensemble
    - Augmenter la diversité des arbres
    - Clustering sur instances non labélisées et apprentissage des liens entre clusters et instances labélisées
  - Projet TOSCA 2017-2018 : CLASS-TIP
    - Cartographie du Littoral Aquitain par classification multiple Semi-Supervisée
    - Action Régionale Théia (ART Aquitaine)
    - Données: THR
    - Thématique : Littoral
    - Collaborations

Axe 1 – Apprentissage automatique
Optimisation de l'ensemble d'apprentissage

- **Utilisation de bases de données existantes**

- Stratégie d'échantillonnage
  - Gestion données déséquilibrées
  - Gestion données hétérogènes
  - Gestion données manquantes
- Détection erreurs d'étiquetage
  - BD non mise à jour

- Utilisation classifieurs d'ensemble + marge d'ensemble

- Intérêt thématique
  - Cartographie à large échelle

Axe 1 – Apprentissage automatique
Intégration de données temporelles

- **Intérêt thématique**
  - ++ précision sémantique de l'ocs
  - ++ précision géométrique de l'ocs
  - Permet de suivre les milieux
    - Changements abrupts
    - Changements continus
- **Analyse automatique de séries temporelles**
  - Distorsions radiométriques entre les images
  - Données manquantes (couverture nuageuse)
  - Utilisation de données multi-sources (optique et radar)

  - Fusion de données au niveau « attributs »
  - Adaptation de domaine
  - Modèles graphiques (graphes, chaînes de Markov)
  - Régularisation temporelle

Axe 1 – Apprentissage automatique
Intégration de données temporelles

- **Référence à date t et application à date t+1**
  - Adaptation du modèle du classifieur (Apprentissage actif)
  - Adaptation du modèle spectral (Adaptation de domaine)

- **Améliorer précision sémantique de l'ocs**
  - Déduire des règles temporelles
    - Milieu agricole : règles de gestion , rotations de culture
  - Déduire des règles contextuelles – spatiales
    - Regroupement de culture, même mode de gestion par exploitant
    - Arrangement de bâtiments
  - Collaborations

Bordeaux INP ENSEGID

IGN INSTITUT NATIONAL DE L'INFORMATION GÉOGRAPHIQUE ET FORESTIÈRE

- **Améliorer précision géométrique de l'ocs**
  - Délimitation d'objets en intégrant la composante temporelle
    - Persistance des contours dans le temps
    - Régularisation temporelle

Axe 2 – Fusion de données hétérogènes

- **Besoins thématiques**
  - ++ précision sémantique de l'ocs
  - ++ précision géométrique de l'ocs
  - Contexte opérationnel pour
    - Cartographie à large échelle
    - Suivi des milieux

  - Données multi-résolutions (HR/THR/UHR)
  - Données multi-sources (optique/radar/lidar)
  - Combiner meilleure résolution temporelle avec très haute résolution spatiale
    - Sentinel avec données HR (spot 6/7) ou THR (Pléiade/Ortho)
  - Combiner données 2D/3D (optique avec MNS ou LiDAR)

  - Fusion au niveau décision
  - Méthodes globales par minimisation d'énergie

Axe 2 – Fusion de données hétérogènes

- **Projets en cours et futurs**

  - **ANR HYEP:**
    - Fusion MS/HS pour la caractérisation de matériaux urbains
      - Dempster Shafer, bayésienne, utilisation marge d'ensemble
    - Régularisation par minimisation d'énergie globale
    - Post doc Walid Ouerghemmi

  - **CES Artificialisation – urbanisation**
    - Suite travail post-doc HYEP
    - Fusion données temporelles Sentinel avec données THR

    - Collaboration: Bordeaux INP ENSEGID, IGN Institut National de l'Information Géographique et Forestière, Image Ville Environnement

Axe 2 – Fusion de données hétérogènes

- **Projets futurs**

  - **PROJET REGION NOUVELLE AQUITAINE CONFETTI (soumis)**
    - Caractérisation de l'écosystème forestier par télédétection multi-sources et multi-temporelle
    - Fusion MS et LiDAR pour la caractérisation des strates verticales

  - **PROJET ANR MAESTRIA (Phase B - à soumettre Fin Mars)**
    - Analyse d'images multimodales pour l'observation de la terre
    - Cartographie ocs à large échelle avec résolution de 2-5m
      - Ne nécessite pas de données de référence récente ou ayant la précision sémantique finale du produit
    - Lever des verrous sur l'apprentissage automatique
    - Services innovants

Axe 3 – Segmentation sémantique

- **Besoins thématiques**
  - ++ précision géométrique de l'ocs
  - Enrichissement sémantique par des objets cartographiques
    - IAE (Infrastructures agro-écologiques)
  - Cartographie de l'usage des sols
  - Détection de changements géométriques

  - Segmentation sémantique
  - Prise en compte de la composante temporelle
  - Manque d'évaluation de la précision géométrique

  - Intégration de la composante temporelle par minimisation d'énergie
  - Analyse relations spatiale entre objets
  - Détection d'anomalies géométriques (clusters d'évolutions, profils temporels)
  - Evaluation en fonction de la finalité de la segmentation

Axe 3 – Segmentation sémantique

- **Projets futurs**
  - **CES Artificialisation – urbanisation**
  - **Projet TOSCA à soumettre (Début Mai)**
    - Production d'indicateurs de l'usage du sol
      - Segmentation sémantique
    - Collaboration:

CONCLUSION

- Développements méthodologiques en traitement de données de télédétection multi-sources
  - Classifieurs d'ensemble
  - Approches hiérarchiques
  - Formulation énergétique
  - Ouverture vers des approches par modèles graphiques

- Contexte applicatif guidé par:
  - les besoins thématiques
  - Les données d'observation de la terre

Merci pour votre attention