

# Fusion de classifications pour l'utilisation conjointe d'images multispectrales à très haute résolution spatiales et hyperspectrales

**Walid OUERGHEMMI<sup>(1)</sup>, Arnaud LE BRIS<sup>(1)</sup>, Nesrine CHEHATA<sup>(2,1)</sup>, Clément MALLET<sup>(1)</sup>**

<sup>(1)</sup> : IGN / LaSTIG / MATIS

<sup>(2)</sup> : EA 4592 Géoressources & Environnement, Bordeaux-INP

# Fusion de classifications pour l'utilisation conjointes d'images multispectrales à très haute résolution spatiales et hyperspectrales

# Contexte

# Le projet ANR HYEP



## Imagerie hyperspectrale pour la planification urbaine environnementale HYperspectral imagery for Environmental urban Planning

*LIVE (Laboratoire Image Ville Environnement) - ONERA - IGN - GEODE - ESPACE - CNRS -  
IRAP (Institut de Recherche en Astrophysique et Planétologie) - Grenoble INP*



### ● **Constitution d'une base de données morpho-spectrale**

Information spectrale et géométrique selon des classes d'objets urbains de l'élément au groupe d'éléments

### ● **Développement d'outils de traitement**

- Pré-traitement : corrections atmosphériques, fusion pansharpening
- Extraction d'information : classification, démixage

### ● **Aide aux choix finaux de traitement : indicateurs** sur observables « type » :

Surface imperméables, végétation, toits (panneaux solaires) et les zones humides  
Prise de contact avec utilisateurs finaux potentiels (agglomération toulousaine)

# Le projet ANR HYEP



## Imagerie hyperspectrale pour la planification urbaine environnementale HYperspectral imagery for Environmental urban Planning

*LIVE (Laboratoire Image Ville Environnement) - ONERA - IGN - GEODE - ESPACE - CNRS -  
IRAP (Institut de Recherche en Astrophysique et Planétologie) - Grenoble INP*



### Quel capteur ?

#### Démonstration de l'intérêt d'une mission satellite hyperspectrale

- Comparaison des résultats obtenus pour les configurations de capteurs existants ou à venir
- synthèse des recommandations pour une mission

# Occupation du sol fine en milieu urbain

---



En milieu **urbain**, des besoins croissants pour une occupation du sol plus fine **spatialement** (très grande échelle) et **sémantiquement**

# Occupation du sol fine en milieu urbain



En milieu **urbain**, des besoins croissants pour une occupation du sol plus fine **spatialement** (très grande échelle) et **sémantiquement**

- **Quantification de flux de polluants**

- Flux de polluants métalliques ou organiques générés par les matériaux de toiture
- Interactions environnement urbain ↔ pollution issue du trafic routier

# Occupation du sol fine en milieu urbain



En milieu **urbain**, des besoins croissants pour une occupation du sol plus fine **spatialement** (très grande échelle) et **sémantiquement**

- **Quantification de flux de polluants**

- Flux de polluants métalliques ou organiques générés par les matériaux de toiture
- Interactions environnement urbain ↔ pollution issue du trafic routier

- **Connaissance des matériaux dangereux** (ex : fibro-ciment amiante)

# Occupation du sol fine en milieu urbain

En milieu **urbain**, des besoins croissants pour une occupation du sol plus fine **spatialement** (très grande échelle) et **sémantiquement**

## ● Quantification de flux de polluants

- Flux de polluants métalliques ou organiques générés par les matériaux de toiture
- Interactions environnement urbain ↔ pollution issue du trafic routier

## ● Connaissance des matériaux dangereux (ex : fibro-ciment amiante)

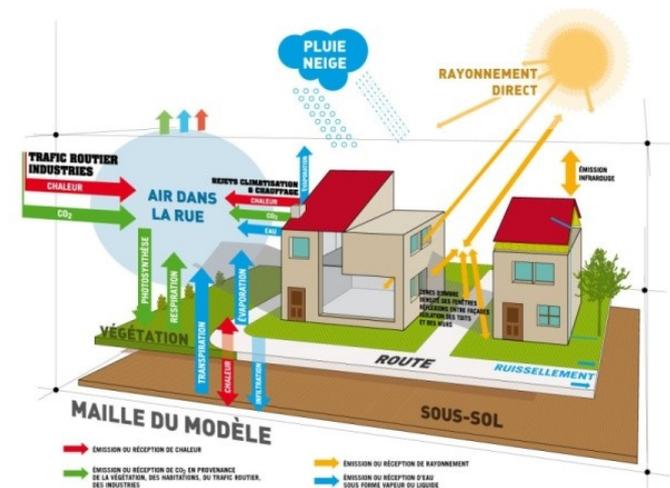
## ● Perméabilité des sols

- Suivi de l'évolution de l'artificialisation des sols
  - Mesure de qualité environnemental
  - Conformité aux réglementations
- Donnée d'entrée de modèles de micro-hydrologie

# Occupation du sol fine en milieu urbain

En milieu **urbain**, des besoins croissants pour une occupation du sol plus fine **spatialement** (très grande échelle) et **sémantiquement**

- **Quantification de flux de polluants**
  - Flux de polluants métalliques ou organiques générés par les matériaux de toiture
  - Interactions environnement urbain ↔ pollution issue du trafic routier
- **Connaissance des matériaux dangereux** (ex : fibro-ciment amiante)
- **Perméabilité des sols**
  - Suivi de l'évolution de l'artificialisation des sols
    - Mesure de qualité environnemental
    - Conformité aux réglementations
  - Donnée d'entrée de modèles de micro-hydrologie
- **Modèles de micro-météorologie**
  - carte de matériaux en entrée de simulateurs



# Occupation du sol fine en milieu urbain

En milieu **urbain**, des besoins croissants pour une occupation du sol plus fine **spatialement** (très grande échelle) et **sémantiquement**

## ● Quantification de flux de polluants

- Flux de polluants métalliques ou organiques générés par les matériaux de toiture
- Interactions environnement urbain ↔ pollution issue du trafic routier

## ● Connaissance des matériaux dangereux (ex : fibro-ciment amiante)

## ● Perméabilité des sols

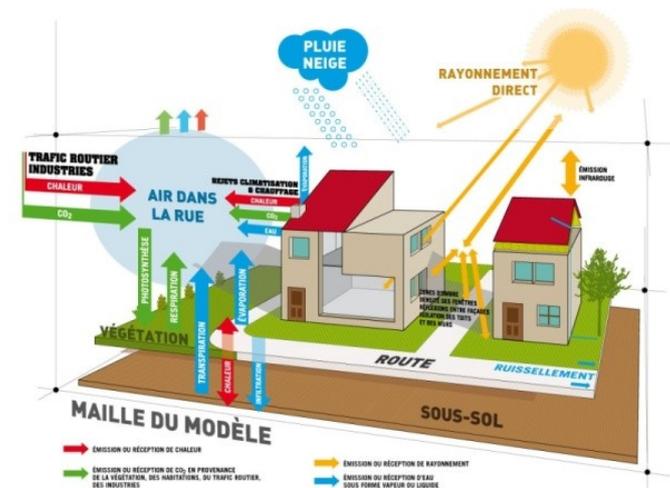
- Suivi de l'évolution de l'artificialisation des sols
  - Mesure de qualité environnemental
  - Conformité aux réglementations
- Donnée d'entrée de modèles de micro-hydrologie

## ● Modèles de micro-météorologie

→ carte de matériaux en entrée de simulateurs

## ● Photovoltaïque

- Matériau de toiture = info sur le potentiel solaire en l'absence de données 3D
- Suivi du développement du photovoltaïque



# Occupation du sol fine en milieu urbain

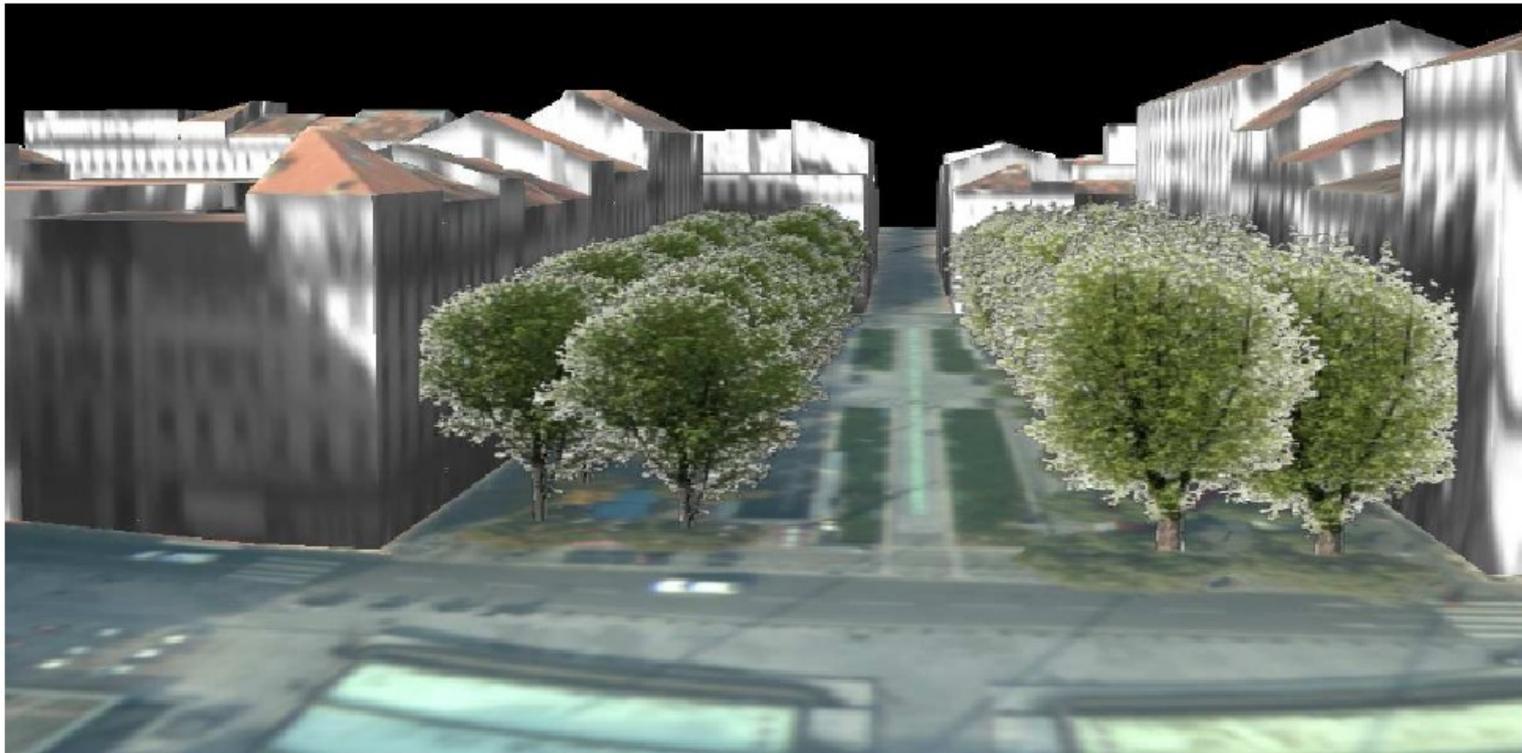
En milieu **urbain**, des besoins croissants pour une occupation du sol plus fine **spatialement** (très grande échelle) et **sémantiquement**

→ i.e. pour des **cartes de matériaux**

- en tant que données d'entrée de simulateurs modélisant la ville
- pour dériver certains indicateurs de suivi de politique publique

viendraient enrichir :

- OCS GE
- Maquette urbaine 3D



# Occupation du sol fine en milieu urbain

---



## En résumé :

- des besoins pour une connaissance des matériaux divers et parfois assez diffus.
- résolution au moins métrique pour être compatible avec OCS GE

# Occupation du sol fine en milieu urbain



## En résumé :

- des besoins pour une connaissance des matériaux divers et parfois assez diffus.
- résolution au moins métrique pour être compatible avec OCS GE

**Actuellement** : pas de base de données contenant ces informations

- la **télé-détection** comme seul moyen pour y accéder  
outil : **classification supervisée**

# Occupation du sol fine en milieu urbain

## En résumé :

- des besoins pour une connaissance des matériaux divers et parfois assez diffus.
- résolution au moins métrique pour être compatible avec OCS GE

**Actuellement :** pas de base de données contenant ces informations

→ la **télédétection** comme seul moyen pour y accéder  
outil : **classification supervisée**

## Problèmes :

- Forte hétérogénéité de matériaux en présence
- Variabilité spatiale importante (→ très haute résolution)  
ex : plusieurs matériaux pour les différents pans d'un même toit
- Forte variabilité au sein d'une même famille de matériaux [Lacherade, 2005]  
(due à rugosité, utilisation, variété, usure, ...)
- Ressemblances entre matériaux différents

# Occupation du sol fine en milieu urbain

## En résumé :

- des besoins pour une connaissance des matériaux divers et parfois assez diffus.
- résolution au moins métrique pour être compatible avec OCS GE

**Actuellement :** pas de base de données contenant ces informations

→ la **télétection** comme seul moyen pour y accéder  
outil : **classification supervisée**

## Problèmes :

- Forte hétérogénéité de matériaux en présence
- Variabilité spatiale importante (→ très haute résolution)  
ex : plusieurs matériaux pour les différents pans d'un même toit
- Forte variabilité au sein d'une même famille de matériaux [Lacherade, 2005]  
(due à rugosité, utilisation, variété, usure, ...)
- Ressemblances entre matériaux différents

➡ **Caméra multispectrale classique (rouge – vert – bleu – proche infrarouge) insuffisante.**

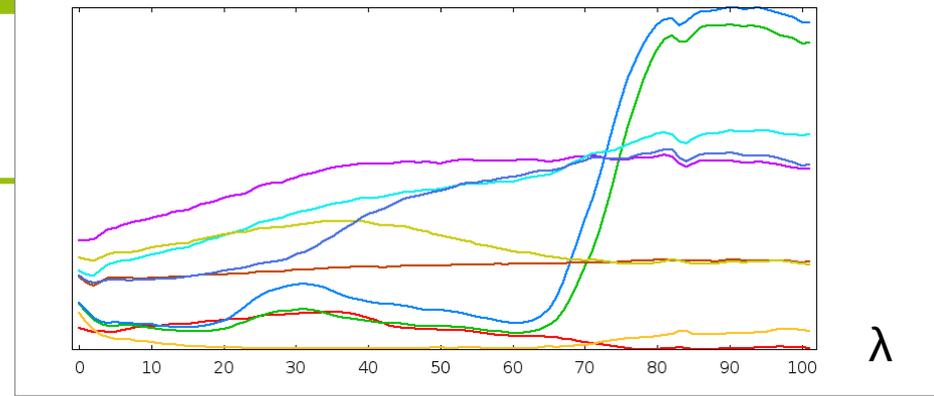
➡ **Nécessité d'une information plus riche spectralement [Herold, 2003], [Heiden, 2007]**

**Hyperspectral / superspectral**

# Quel(s) capteur(s) ?

## ● Imagerie **hyperspectrale**

- grand nombre de bandes spectrales étroites
- continuité du spectre
- aptitude à caractériser des phénomènes plus finement que multispectral classique



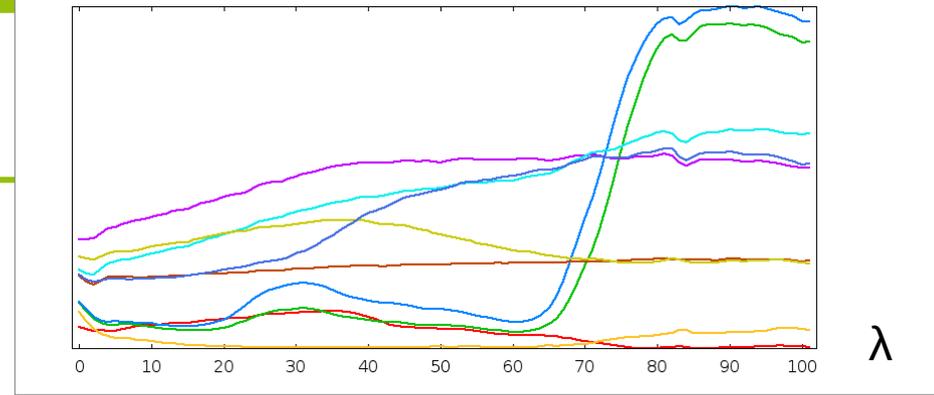
# Quel(s) capteur(s) ?

- **Imagerie hyperspectrale**

- grand nombre de bandes spectrales étroites
- continuité du spectre
- aptitude à caractériser des phénomènes plus finement que multispectral classique

- ...Mais résolution spatiale **plus faible**, en particulier dans le cas de l'imagerie satellite

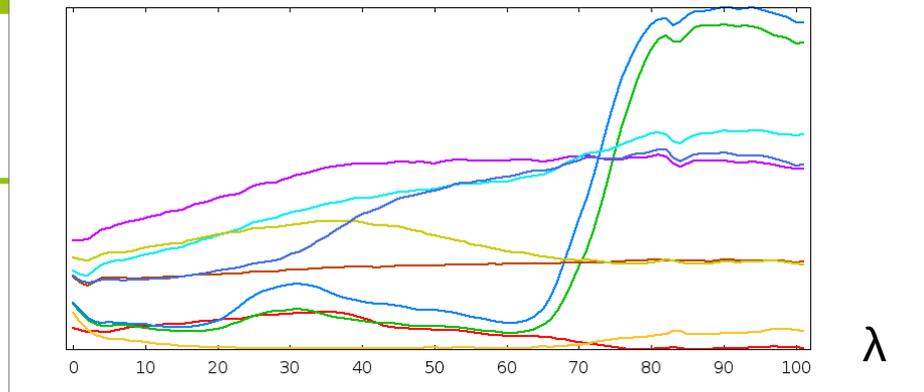
- insuffisante pour les applications souhaitées avec les satellites actuels
- résolution spatiale de 8 m espérée pour missions à venir



# Quel(s) capteur(s) ?

- **Imagerie hyperspectrale**

- grand nombre de bandes spectrales étroites
- continuité du spectre
- aptitude à caractériser des phénomènes plus finement que multispectral classique

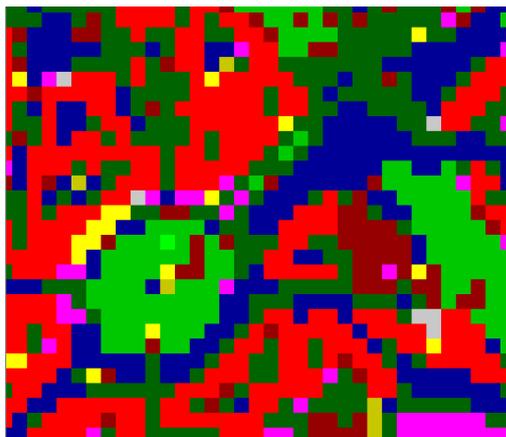


- ...Mais résolution spatiale **plus faible**, en particulier dans le cas de l'imagerie satellite

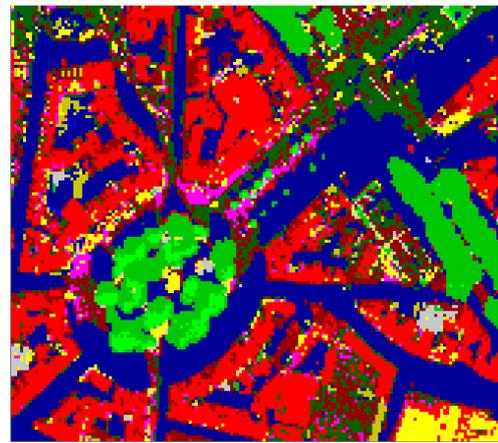
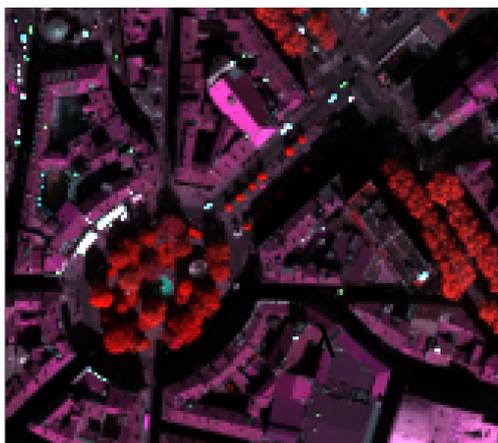
- insuffisante pour les applications souhaitées avec les satellites actuels
- résolution spatiale de 8 m espérée pour missions à venir

- **Idée : obtention d'une information plus fine par fusion avec des images THR multispectrales**

- Information sémantiquement fine issue de l'hyperspectral (spectralement riche) mais à basse résolution spatiale
- Détourage précis mais information sémantique grossière à partir d'images THR multispectrales



+



→ ?

# Fusion

---

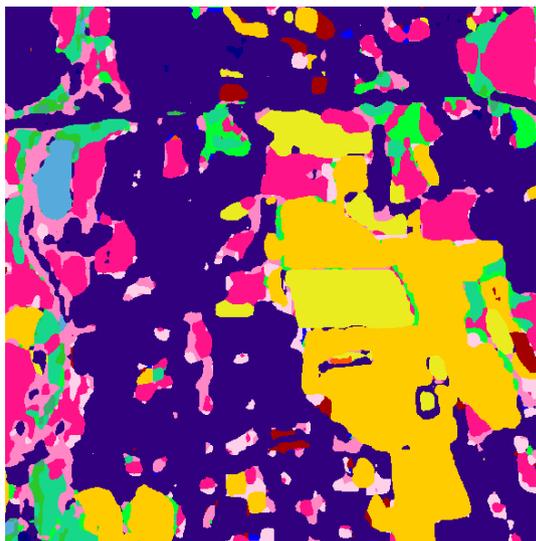


- **Utilisation conjointe de données spectralement riches à “basse” résolution et d'images THR multispectrales**
  - Information sémantiquement fine issue du capteur spectralement riche mais à “basse” résolution spatiale
  - Détourage précis mais information sémantique grossière à partir d'images THR multispectrales

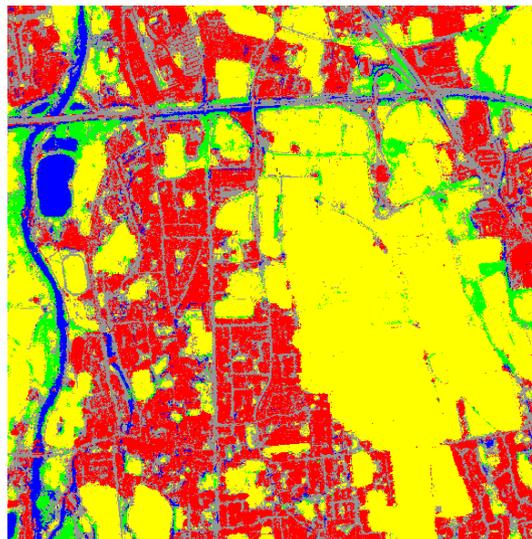
# Fusion

- **Utilisation conjointe de données spectralement riches à “basse” résolution et d'images THR multispectrales**
  - Information sémantiquement fine issue du capteur spectralement riche mais à “basse” résolution spatiale
  - Détourage précis mais information sémantique grossière à partir d'images THR multispectrales
- **Cas de figure qui se retrouve pour d'autres applications dans des contextes différents :**

Exemple : occupation du sol à partir de  
 séries temporelles à basse résolution spatiale → Sentinel-2 / Landsat-8  
 + images THR multispectrale mono-date → SPOT6



+



→

?

# Fusion

- **Utilisation conjointe de données spectralement riches à “basse” résolution et d'images THR multispectrales**
  - Information sémantiquement fine issue du capteur spectralement riche mais à “basse” résolution spatiale
  - Détourage précis mais information sémantique grossière à partir d'images THR multispectrales
- **Cas de figure qui se retrouve pour d'autres applications dans des contextes différents :**



Un problème de **fusion** d'information

# Fusion

# Fusion

---

- Un problème de **fusion** d'information

→ Plusieurs approches possibles, à différents niveaux



# Fusion

- Un problème de **fusion** d'information

- Plusieurs approches possibles, à différents niveaux

- En amont : fusion d'images / *pansharpening*

- + adapté au cas d'images hyperspectral+multispectral : sens physique

- quid d'images non acquises simultanément ?

- quid de données différentes (ex: série temporelle + multispectral) ?

- . pas d'utilisation de l'information sémantique

Généricité ?

# Fusion

- Un problème de **fusion** d'information

- Plusieurs approches possibles, à différents niveaux

- En amont : fusion d'images / *pansharpening*

- + adapté au cas d'images hyperspectral+multispectral : sens physique

- quid d'images non acquises simultanément ?

- quid de données différentes (ex: série temporelle + multispectral) ?

- . pas d'utilisation de l'information sémantique

Généricité ?

- Intermédiaire / niveau attribut : **classification utilisant les attributs issus des deux sources**

- + simple et adapté à différents types de données

- risque de ne pas complètement exploiter l'information utile des deux sources

- quid de données diachroniques ?

# Fusion

- Un problème de **fusion** d'information

- Plusieurs approches possibles, à différents niveaux

- En amont : fusion d'images / *pansharpening*

- + adapté au cas d'images hyperspectral+multispectral : sens physique

- quid d'images non acquises simultanément ?

- quid de données différentes (ex: série temporelle + multispectral) ?

- . pas d'utilisation de l'information sémantique

Généricité ?

- Intermédiaire / niveau attribut : **classification utilisant les attributs issus des deux sources**

- + simple et adapté à différents types de données

- risque de ne pas complètement exploiter l'information utile des deux sources

- quid de données diachroniques ?

- En aval : **fusion de résultats de classification issus des deux sources**

- + utilisation des mesures d'appartenance aux classes fournies par le classifieur → information sémantique

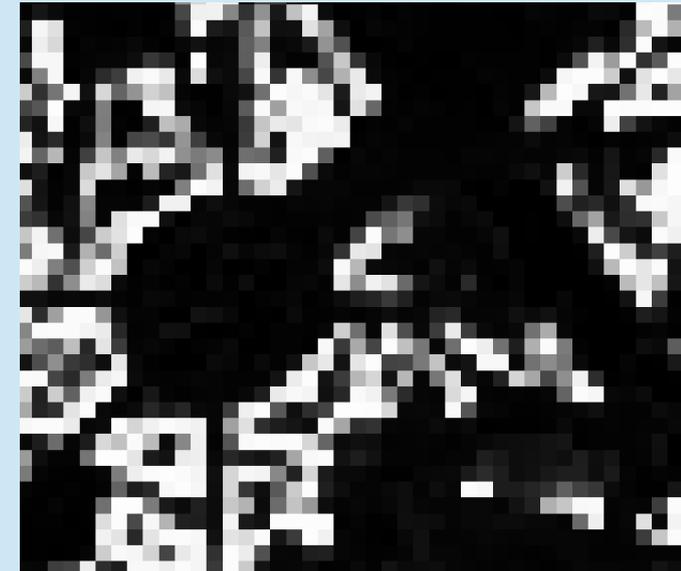
- + adapté à différents types de données

- Approches existantes (probabiliste / flou / possibiliste)

# Fusion



- Un problème de **fusion** d'information



Mesure d'appartenance  
selon l'image THR MS

Mesure d'appartenance  
selon l'image BR MS

- **En aval : fusion de résultats de classification issus des deux sources**

+ utilisation des mesures d'appartenance aux classes fournies par le classifieur → information sémantique

+ adapté à différents types de données

Approches existantes (probabiliste / flou / possibiliste)

# Fusion



- Un problème de **fusion** d'information



Mesure d'appartenance  
selon l'image THR MS

Mesure d'appartenance  
selon l'image BR MS

- **En aval : fusion de résultats de classification issus des deux sources**
  - + utilisation des mesures d'appartenance aux classes fournies par le classifieur
  - **Utilisation au sein d'un processus en 2 temps pour gérer incertitudes sémantiques et spatiales**

# Fusion

---

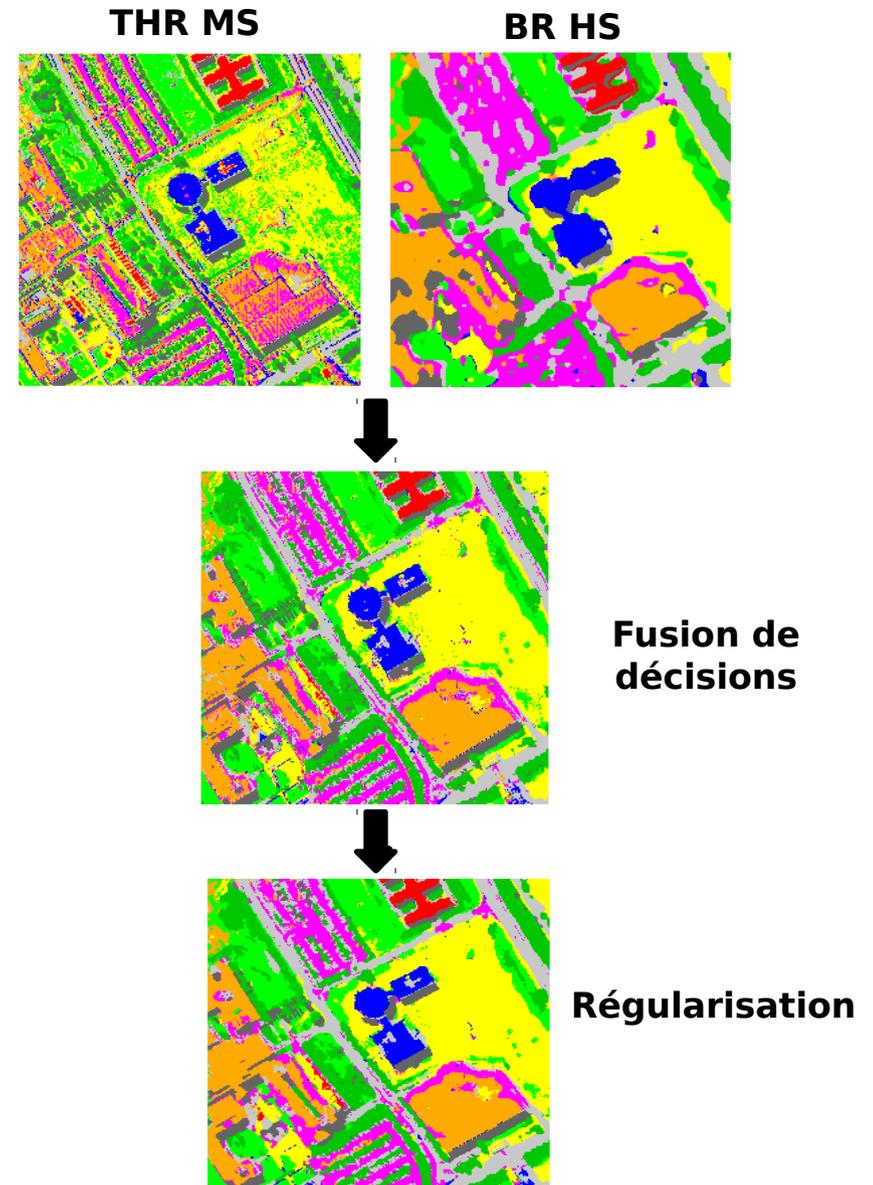
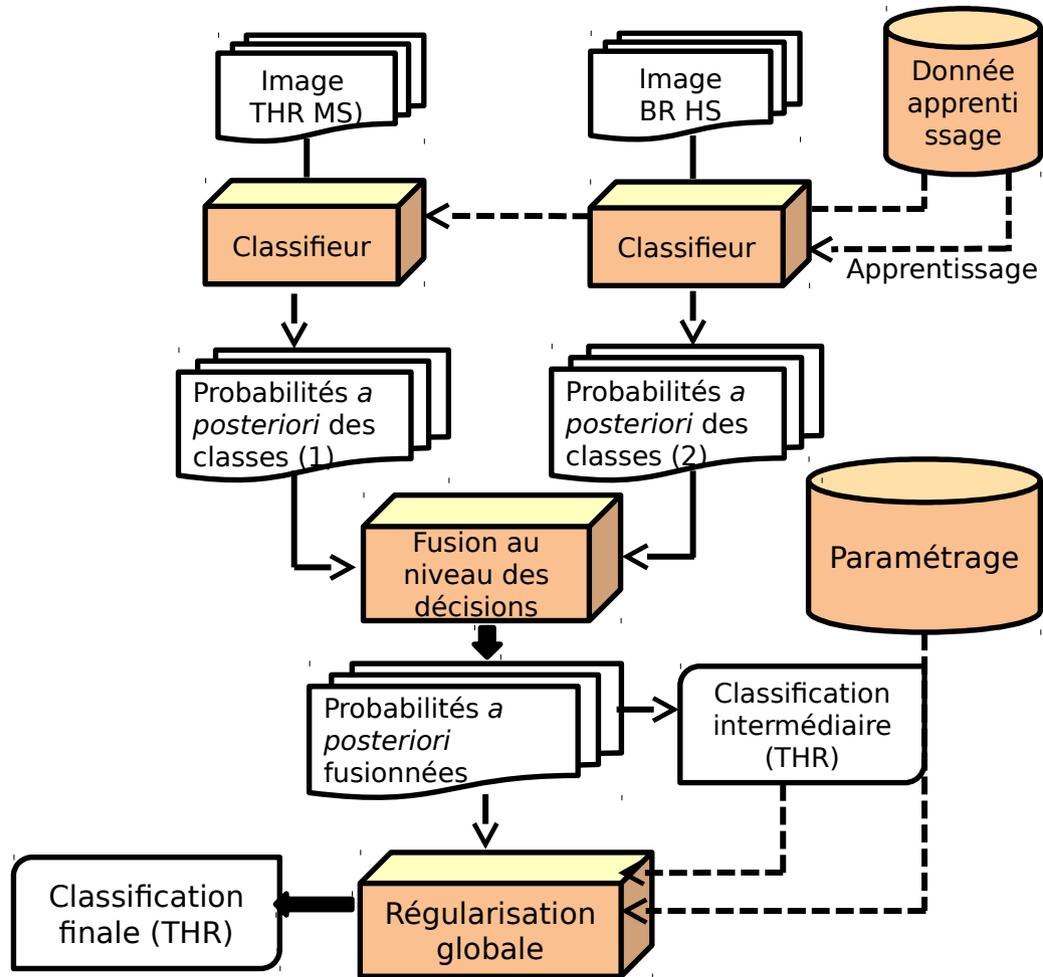
- **Approche proposée : fusion de résultats de classification issus des deux sources**

## **Processus en 2 temps :**

- 1/ Fusion des mesures d'appartenance aux classes fournies par le classifieur
- 2/ Régularisation globale pour gérer la différence de résolutions spatiales

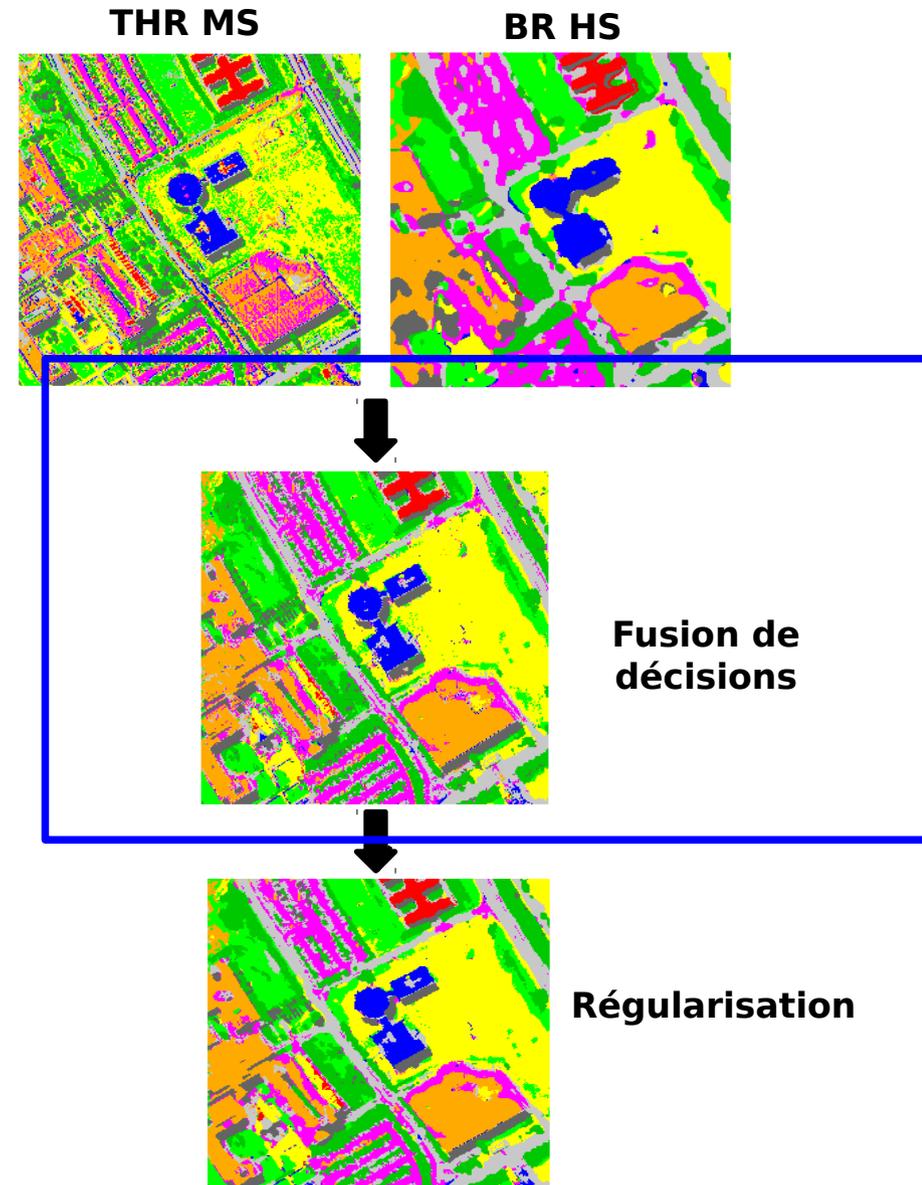
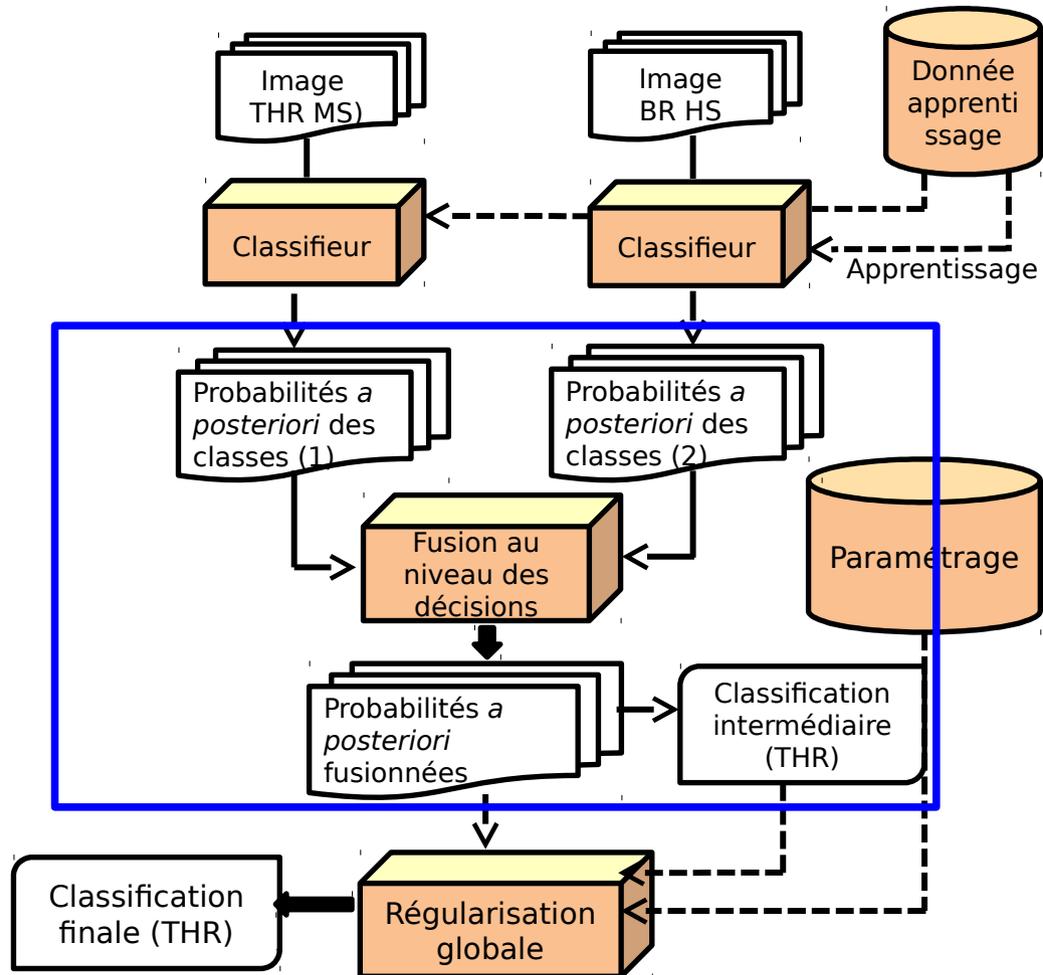
# Fusion

● Approche proposée :



# Fusion

- Approche proposée : 1/ fusion des mesures d'appartenance aux classes



# Fusion

---



- **Approche proposée : 1/ fusion des mesures d'appartenance aux classes**

- Comparaison de différents opérateurs de fusion

- **Règles floues**

# Fusion

- **Approche proposée : 1/ fusion des mesures d'appartenance aux classes**
  - Comparaison de différents opérateurs de fusion

→ **Règles floues**

- Opérateur "*min*"

$$P_{fusion}(x) = \text{Min}(P_A(x), P_B(x)),$$

$P_A, P_B: \mathcal{L} \rightarrow [0, 1]$  are the membership probability of  $A$  and  $B$  in the reference set  $\mathcal{L}$ .

# Fusion

- **Approche proposée : 1/ fusion des mesures d'appartenance aux classes**
  - Comparaison de différents opérateurs de fusion

- **Règles floues**

- Opérateur "*min*"

$$P_{fusion}(x) = \text{Min}(P_A(x), P_B(x)),$$

$P_A, P_B: \mathcal{L} \rightarrow [0, 1]$  are the membership probability of  $A$  and  $B$  in the reference set  $\mathcal{L}$ .

- Opérateur "*max*"

$$P_{fusion}(x) = \text{Max}(P_A(x), P_B(x)).$$

# Fusion

- **Approche proposée : 1/ fusion des mesures d'appartenance aux classes**

→ Comparaison de différents opérateurs de fusion

→ **Règles floues**

- Opérateur "*min*"

$$P_{fusion}(x) = \text{Min}(P_A(x), P_B(x)),$$

$P_A, P_B: \mathcal{L} \rightarrow [0, 1]$  are the membership probability of  $A$  and  $B$  in the reference set  $\mathcal{L}$ .

- Opérateur "*max*"

$$P_{fusion}(x) = \text{Max}(P_A(x), P_B(x)).$$

- Opérateur de "*compromis*" [Dubois et Prade, 1992]

$$P_{fusion}(x) = \begin{cases} \text{Max}(T_1, \text{Min}(T_2, (1 - K))) & \text{if } (1 - K) \neq 0 \\ \text{Max}(P_A(x), P_B(x)) & \text{if } (1 - K) = 1 \end{cases}$$

where  $T_1 = \text{Min}(P_A(x), P_B(x)) / K$ ,  $T_2 = \text{Max}(P_A(x), P_B(x))$ .

# Fusion

- **Approche proposée : 1/ fusion des mesures d'appartenance aux classes**

→ Comparaison de différents opérateurs de fusion

→ **Règles floues**

- Opérateur "*min*"

$$P_{fusion}(x) = \text{Min}(P_A(x), P_B(x)),$$

$P_A, P_B: \mathcal{L} \rightarrow [0, 1]$  are the membership probability of  $A$  and  $B$  in the reference set  $\mathcal{L}$ .

- Opérateur "*max*"

$$P_{fusion}(x) = \text{Max}(P_A(x), P_B(x)).$$

- Opérateur de "*compromis*" [Dubois et Prade, 1992]

$$P_{fusion}(x) = \begin{cases} \text{Max}(T_1, \text{Min}(T_2, (1 - K))) & \text{if } (1 - K) \neq 0 \\ \text{Max}(P_A(x), P_B(x)) & \text{if } (1 - K) = 1 \end{cases}$$

where  $T_1 = \text{Min}(P_A(x), P_B(x)) / K$ ,  $T_2 = \text{Max}(P_A(x), P_B(x))$ .

- Opérateur "*Accuracy Dependent (AD)*" [Fauvel, 2006]

$$P_{fusion}^j(x) = \text{Max}(\text{Min}(w_i P_i^j(x), f_i^j(x)), i \in [1, n]),$$

where  $f_i^j$  is the global confidence of source  $i$  regarding class  $j$ ,  $P_i^j$  a class membership of source  $i$ , and  $w_i$  a normalization factor

# Fusion



## → Approche bayésienne

- Somme
- Produit

$$P_{fusion}(x) = P_A(x) + P_B(x)$$

$$P_{fusion}(x) = P_A(x) \cdot P_B(x)$$

# Fusion

## → Approche bayésienne

- Somme

$$P_{fusion}(x) = P_A(x) + P_B(x)$$

- Produit

$$P_{fusion}(x) = P_A(x) \cdot P_B(x)$$

## ↪ Règles basées sur la marge/confiance du clasifieur

Marge max

$$margin^{(s)}(x) = P_s^{(cbest1)}(x) - P_s^{(cbest2)}(x),$$

where  $cbest1 = \operatorname{argmax}_{c \in \mathcal{L}} P_s^{(c)}(x)$  and  $(cbest2) = \operatorname{argmax}_{(c \in \mathcal{L}) \setminus \{cbest1\}} P_s^{(c)}(x)$ .

$$P_{fusion}^{(c)}(x) = P_{S_{best}}^{(c)}(x),$$

where  $S_{best} = \operatorname{argmax}_{s \in \mathcal{C}} margin^{(s)}(x)$ .

# Fusion

## → Approche bayésienne

- Somme

$$P_{fusion}(x) = P_A(x) + P_B(x)$$

- Produit

$$P_{fusion}(x) = P_A(x) \cdot P_B(x)$$

## → Règles basées sur la marge/confiance du clasifieur

Marge max

$$margin^{(s)}(x) = P_s^{(cbest1)}(x) - P_s^{(cbest2)}(x),$$

where  $cbest1 = \operatorname{argmax}_{c \in \mathcal{L}} P_s^{(c)}(x)$  and  $(cbest2) = \operatorname{argmax}_{(c \in \mathcal{L}) \setminus \{cbest1\}} P_s^{(c)}(x)$ .

$$P_{fusion}^{(c)}(x) = P_{S_{best}}^{(c)}(x),$$

where  $S_{best} = \operatorname{argmax}_{s \in \mathcal{C}} margin^{(s)}(x)$ .

## ' → Règle de Dempster-Shafer

Class interaction is taken into account using mass calculations:

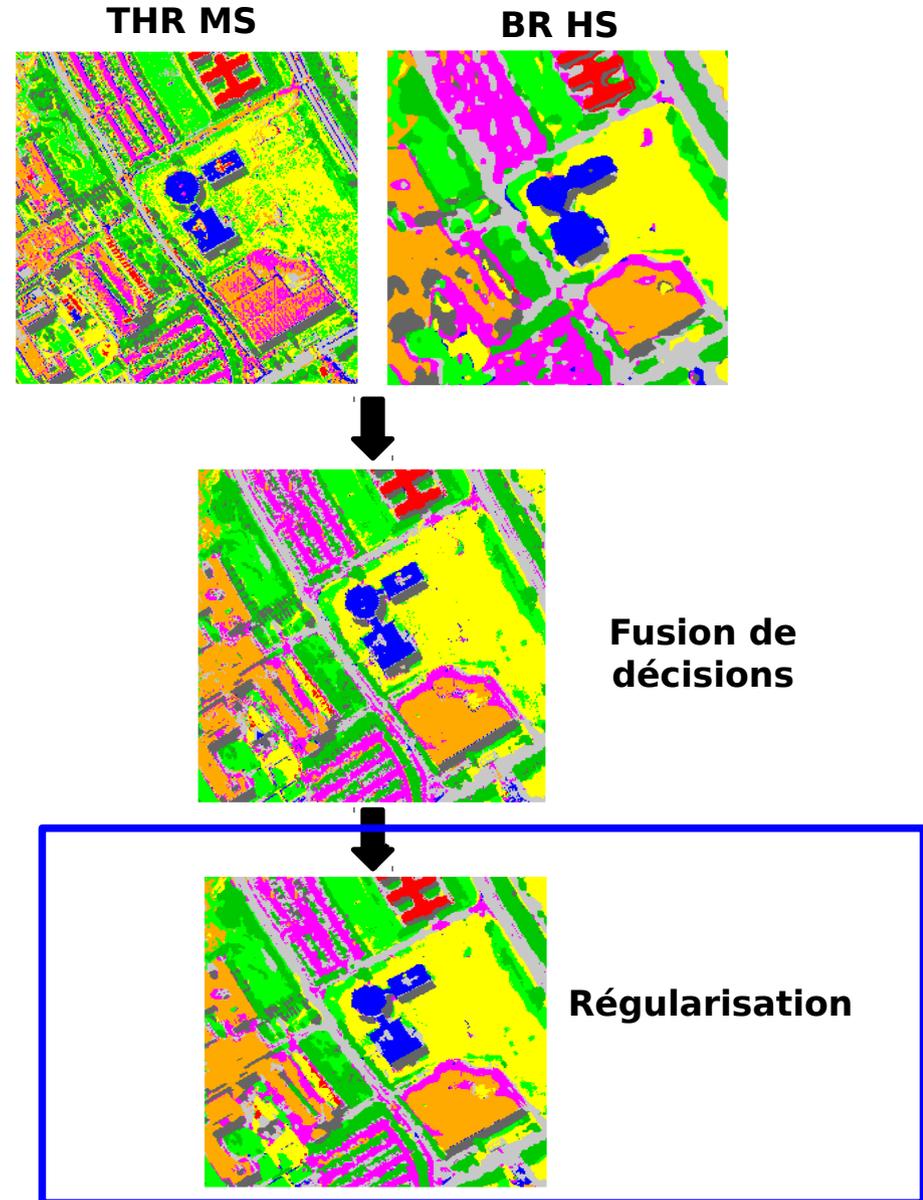
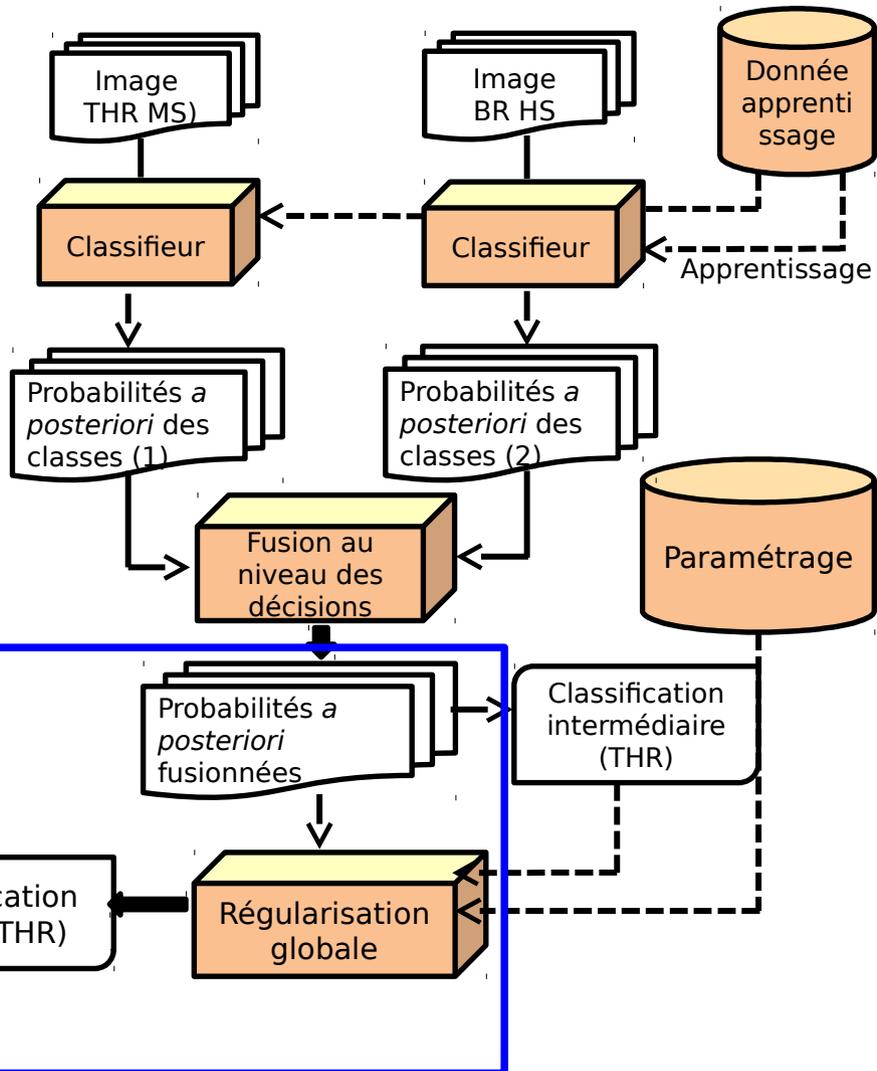
$$m_{fusion}^{(c)}(x) = \frac{1}{1-k(x)} \sum_{c1, c2 \in \mathcal{L}'}^{(s)} m_A^{(c1)}(x) m_B^{(c2)}(x),$$

Where  $\mathcal{L}'$  is the new ensemble of compound class,  $m$  is the compound mass affected to class  $c$  by source  $s$ ,  $k$  is the conflict measure between  $A$  and  $B$ ,

$$m_s^{(a \cup b)}(x) = \left( P_s^{(a)}(x) + P_s^{(b)}(x) \right) \times \left( 1 - \operatorname{Max} \left( P_s^{(a)}(x), P_s^{(b)}(x) \right) \right) + \operatorname{Min} \left( P_s^{(a)}(x), P_s^{(b)}(x) \right), a, b \in \mathcal{L}$$

# Fusion

- Approche proposée : 2/ régularisation globale



# Fusion

- Approche proposée : 2/ régularisation globale

Objectif : minimiser  $E(C)$

$$E(C) = \sum_{u \in I_{BR}} E_{data}(C(u)) + \lambda \sum_{u, v \in N} E_{regul}(C(u), C(v))$$

*Terme d'attache à la donnée*

*Terme de régularisation*

*C = carte de classification  
N = voisinage*

# Fusion

- Approche proposée : 2/ régularisation globale

Objectif : minimiser  $E(C)$

$$E(C) = \sum_{u \in I_{BR}} E_{data}(C(u)) + \lambda \sum_{u, v \in N} E_{regul}(C(u), C(v))$$

Terme d'attache à la donnée

Terme de régularisation

$C$  = carte de classification  
 $N$  = voisinage

Modèle de régularisation classique : Potts

$$E_{regul}(C(u) = C(v)) = 0$$

$$E_{regul}(C(u) \neq C(v)) = 1$$

# Fusion

- Approche proposée : 2/ régularisation globale

$$E(C) = \sum_{u \in I_i} E_{data}(C(u)) + \lambda \sum_{u, v \in N} E_{regul}(C(u), C(v))$$

$$E_{data}(C(u)) = -\log P_{fus}(C(u))$$

$$E_{regul}(C(u) = C(v) = C_{fus}(u)) = 0$$

$$E_{regul}(C(u) = C(v) \neq C_{fus}(u)) = P_{fus}(C_{fus}(u))^\beta$$

$$E_{regul}(C(u) = C_{fus}(u) \neq C(v)) = 1 - P_{fus}(C_{fus}(u))^\beta$$

$$E_{regul}(C(v) \neq C(u) \neq C_{fus}(u)) = 1$$

$\lambda \in [0, \infty[$  Poids de régularisation

$\beta \in [0, \infty[$



E(C) minimisé par graph-cut (algorithme QPBO) 9

# Fusion

- Approche proposée : 2/ régularisation globale  
+ terme de régularisation sensible au contraste de l'image THR

$$E(C) = \sum_{u \in I_i} E_{data}(C(u)) + \lambda \sum_{u, v \in N} E_{regul}(C(u), C(v))$$

$$E_{data}(C(u)) = -\log P_{fus}(C(u))$$

$$E_{regul}(C(u) = C(v) = C_{fus}(u)) = 0$$

$$E_{regul}(C(u) = C(v) \neq C_{fus}(u)) = (1 - \gamma) P_{fus}(C_{fus}(u))^\beta$$

$$E_{regul}(C(u) = C_{fus}(u) \neq C(v)) = (1 - \gamma)(1 - P_{fus}(C_{fus}(u))^\beta) + \gamma V(u, v, \epsilon)$$

$$E_{regul}(C(v) \neq C(u) \neq C_{fus}(u)) = 1 - \gamma(1 - V(u, v, \epsilon))$$

$\lambda \in [0, \infty[$  Poids de régularisation

$\beta \in [0, \infty[$

$\gamma \in [0, 1]$

$$V_i(u, v) = e^{\frac{-(I_i(u) - I_i(v))^2}{2(I_i(u) + I_i(v))^2}}$$

Terme de régularisation sensible au contraste  
 $\epsilon \in [0, \infty[$



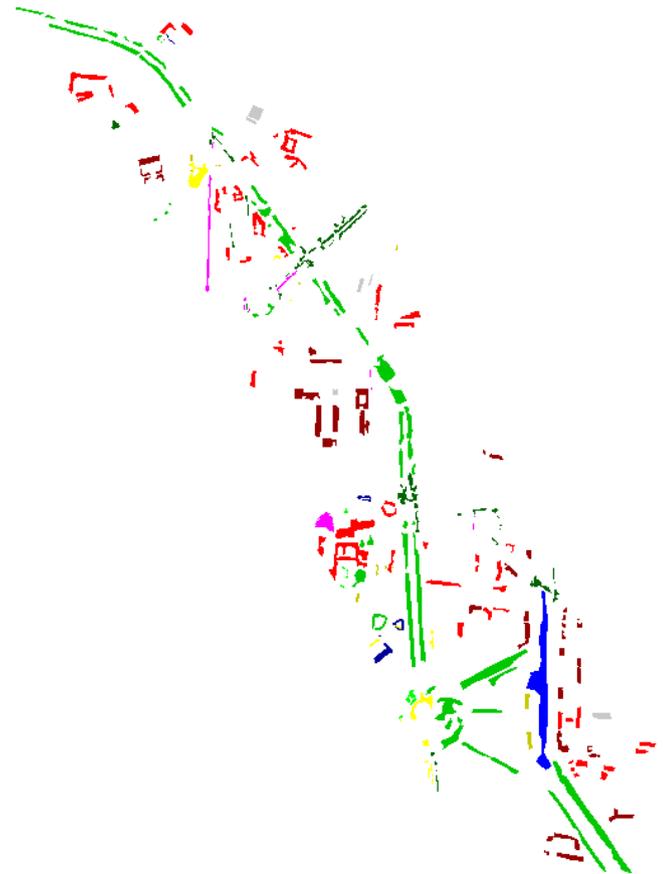
E(C) minimisé par graph-cut (algorithme QPBO) 9

# Jeux de données et résultats

# Jeux de données



## ● Toulouse "UMBRA"



|   |              |
|---|--------------|
|    | Tuile        |
|    | Ardoise      |
|    | Métal 1      |
|    | Métal 2      |
|    | Gravier      |
|    | Plastique    |
|    | Fibro-ciment |
|    | Pavés pierre |
|    | Asphalte     |
|    | Voie ferrée  |
|  | Sol nu       |
|  | Pelouse      |
|  | Arbres       |
|  | Eau          |

405 bandes spectrales de 400 à 2500 nm (Hyspex)  
Pixel sol : 1,6 m

# Jeux de données



● Toulou



Tuile  
 Ardoise  
 Métal 1  
 Métal 2  
 Gravier  
 Plastique  
 Fibro-ciment  
  
 Pavés pierre  
 Asphalte  
 Voie ferrée  
 Sol nu  
  
 Pelouse  
 Arbres  
  
 Eau

# Jeux de données

- Toulouse "UMBRA"

405 bandes de 400 à 2500 nm  
Pixel sol = 1,6 m

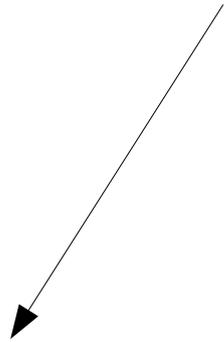


Image hyperspectrale simulée  
par rééchantillonnage spatial à 8 m  
(~ pixel sol HypXim)

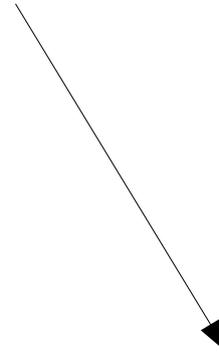


Image multispectrale simulée  
Configuration spectrale de Pléiades  
Pixel sol = 1,6 m

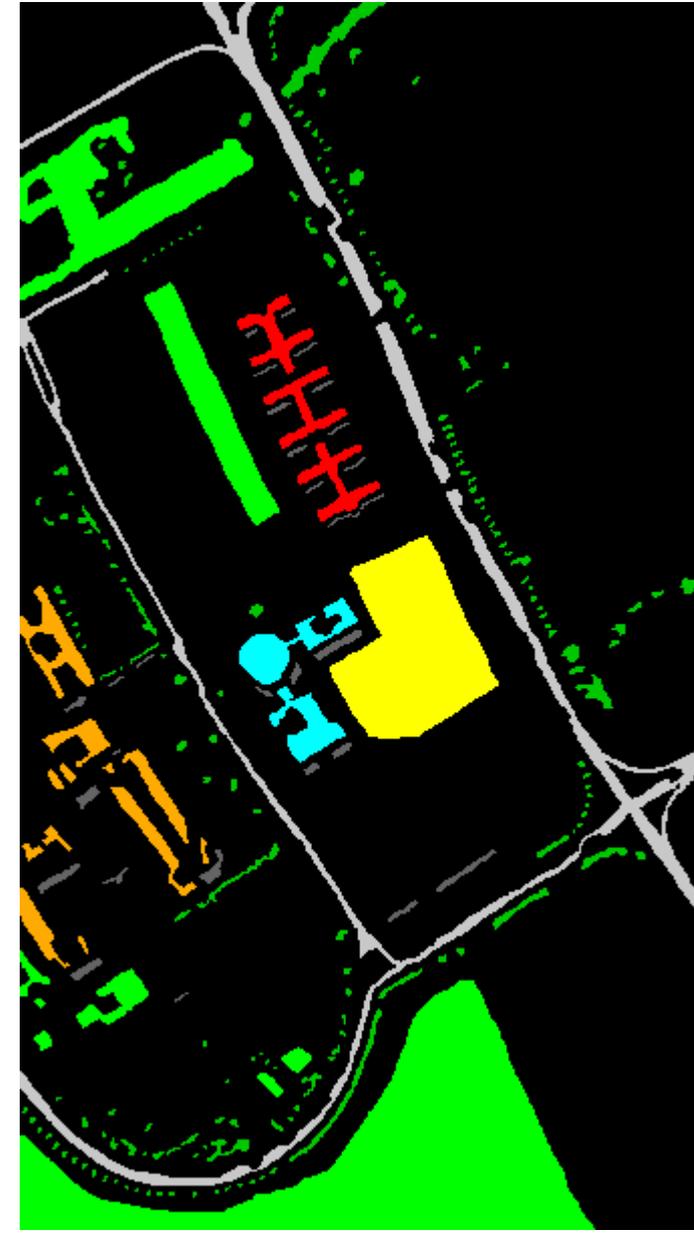
# Jeux de données

- Pavia University

- Water
- Meadows
- Trees
- Bare soil
- Asphalt
- Self-blocking bricks
- Bitumen
- Tiles
- Shadows
- Gravels

103 bandes  
de 430 à 860 nm

Pixel sol = 1,3 m



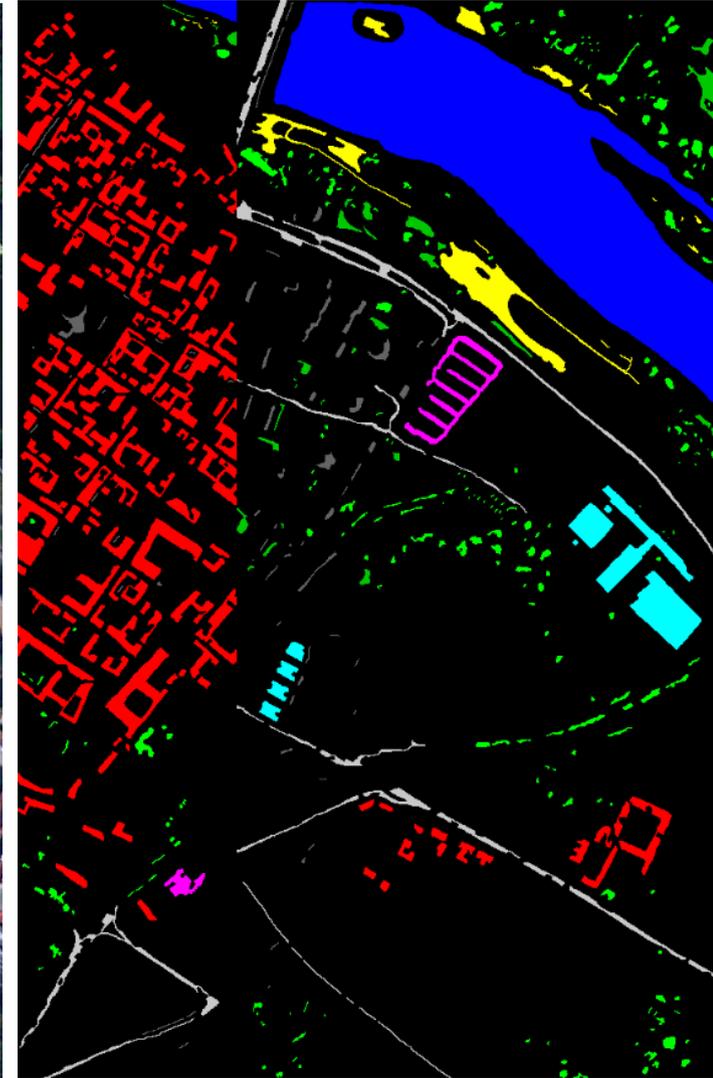
# Jeux de données

## ● Pavia Centre

-  Water
-  Trees
-  Meadows
-  Bare soil
-  Asphalt
-  Self-blocking bricks
-  Bitumen
-  Tiles
-  Shadows

102 bandes  
 de 430 à 860 nm

Pixel sol = 1,3 m



# Jeux de données

- Pavia

103/102 bandes de 430 à 860 nm

Pixel sol = 1,3 m

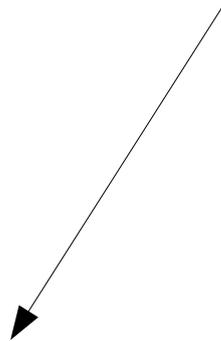


Image hyperspectrale simulée  
par rééchantillonnage spatial à 7,8 m

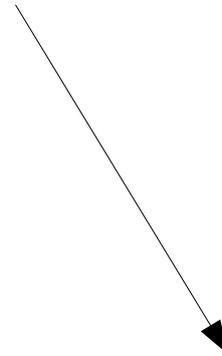


Image multispectrale simulée  
Configuration spectrale de Pléiades  
Pixel sol = 1,3 m

# Résultats

- Comparaison de différentes règles de fusion :

| Data             |             | Accuracy    |             |             |         |             |             |             |             |             |                  |
|------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|---------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|------------------|
|                  |             | Max         | Min         | Compromise  | Prior 1 | Prior 2     | AD          | Sum Bayes   | Prod Bayes  | Margin -Max | Dempster -Shafer |
| Pavia University | OA (%)      | 92.8        | <b>96.1</b> | <b>96.1</b> | 94.7    | 92.8        | 95.0        | 95.0        | <b>96.6</b> | 94.0        | <b>96.4</b>      |
|                  | Kappa (%)   | 90.7        | <b>94.9</b> | <b>95.0</b> | 93.1    | 90.7        | 93.5        | 93.5        | <b>95.5</b> | 92.2        | <b>95.4</b>      |
|                  | F-score (%) | 90.6        | <b>95.1</b> | <b>95.0</b> | 93.4    | 90.6        | 93.5        | 93.2        | <b>95.6</b> | 92.0        | <b>95.3</b>      |
| Pavia Center     | OA (%)      | 98.5        | 98.6        | <b>98.8</b> | 98.2    | 98.5        | <b>99.0</b> | 98.7        | <b>99.0</b> | <b>98.8</b> | <b>98.9</b>      |
|                  | Kappa (%)   | 97.8        | 98.0        | <b>98.3</b> | 97.5    | 97.8        | <b>98.7</b> | 98.1        | <b>98.6</b> | <b>98.3</b> | <b>98.5</b>      |
|                  | F-score (%) | 96.0        | 96.3        | <b>96.7</b> | 95.3    | 96.0        | <b>97.7</b> | 96.5        | <b>97.2</b> | <b>96.6</b> | <b>97.1</b>      |
| Toulouse Center  | OA (%)      | <b>75.6</b> | 72.2        | 73.6        | 71.3    | <b>75.6</b> | 75.8        | <b>75.7</b> | 74.5        | <b>75.6</b> | <b>74.6</b>      |
|                  | Kappa (%)   | <b>62.4</b> | 58.7        | 60.2        | 57.7    | <b>62.4</b> | 58.1        | <b>62.7</b> | 61.4        | <b>62.5</b> | <b>61.5</b>      |
|                  | F-score (%) | <b>69.8</b> | 65.8        | 68.0        | 65.5    | <b>69.8</b> | 28.3        | <b>70.5</b> | 69.8        | <b>69.6</b> | <b>69.8</b>      |

# Résultats

- Comparaison de différentes règles de fusion :

| Data             |             | Accuracy    |             |             |         |             |             |             |             |             |                  |
|------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|---------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|------------------|
|                  |             | Max         | Min         | Compromise  | Prior 1 | Prior 2     | AD          | Sum Bayes   | Prod Bayes  | Margin -Max | Dempster -Shafer |
| Pavia University | OA (%)      | 92.8        | <b>96.1</b> | <b>96.1</b> | 94.7    | 92.8        | 95.0        | 95.0        | <b>96.6</b> | 94.0        | <b>96.4</b>      |
|                  | Kappa (%)   | 90.7        | <b>94.9</b> | <b>95.0</b> | 93.1    | 90.7        | 93.5        | 93.5        | <b>95.5</b> | 92.2        | <b>95.4</b>      |
|                  | F-score (%) | 90.6        | <b>95.1</b> | <b>95.0</b> | 93.4    | 90.6        | 93.5        | 93.2        | <b>95.6</b> | 92.0        | <b>95.3</b>      |
| Pavia Center     | OA (%)      | 98.5        | 98.6        | <b>98.8</b> | 98.2    | 98.5        | <b>99.0</b> | 98.7        | <b>99.0</b> | <b>98.8</b> | <b>98.9</b>      |
|                  | Kappa (%)   | 97.8        | 98.0        | <b>98.3</b> | 97.5    | 97.8        | <b>98.7</b> | 98.1        | <b>98.6</b> | <b>98.3</b> | <b>98.5</b>      |
|                  | F-score (%) | 96.0        | 96.3        | <b>96.7</b> | 95.3    | 96.0        | <b>97.7</b> | 96.5        | <b>97.2</b> | <b>96.6</b> | <b>97.1</b>      |
| Toulouse Center  | OA (%)      | <b>75.6</b> | 72.2        | 73.6        | 71.3    | <b>75.6</b> | 75.8        | <b>75.7</b> | 74.5        | <b>75.6</b> | <b>74.6</b>      |
|                  | Kappa (%)   | <b>62.4</b> | 58.7        | 60.2        | 57.7    | <b>62.4</b> | 58.1        | <b>62.7</b> | 61.4        | <b>62.5</b> | <b>61.5</b>      |
|                  | F-score (%) | <b>69.8</b> | 65.8        | 68.0        | 65.5    | <b>69.8</b> | 28.3        | <b>70.5</b> | 69.8        | <b>69.6</b> | <b>69.8</b>      |



# Résultats

- Résultats obtenus pour la meilleure méthode de fusion pour chaque jeu de données

| <b>Data</b>                                   | <b>Accuracy</b> | <b>Image HS classification</b> | <b>Image MS classification</b> | <b>Decision fusion</b> | <b>After regularization</b> |
|---|-----------------|--------------------------------|--------------------------------|------------------------|-----------------------------|
| Pavia University<br><b>(Min rule)</b>         | OA (%)          | 94.7                           | 68.8                           | 96.1                   | 97.0                        |
|   | Kappa (%)       | 93.1                           | 61.6                           | 94.9                   | 96.1                        |
|   | F-score (%)     | 93.4                           | 72.8                           | 95.1                   | 96.3                        |
| Pavia Center<br><b>(Dempster-shafer rule)</b> | OA (%)          | 98.2                           | 92.0                           | 98.9                   | 99.3                        |
|   | Kappa (%)       | 97.5                           | 89.0                           | 98.5                   | 99.0                        |
|   | F-score (%)     | 95.3                           | 83.5                           | 97.1                   | 98.0                        |
| Toulouse Center<br><b>(Compromise rule)</b>   | OA (%)          | 71.2                           | 69.2                           | 73.5                   | 74.6                        |
|   | Kappa (%)       | 57.6                           | 53.8                           | 60.2                   | 61.5                        |
|   | F-score (%)     | 65.4                           | 55.9                           | 68.0                   | 70.9                        |

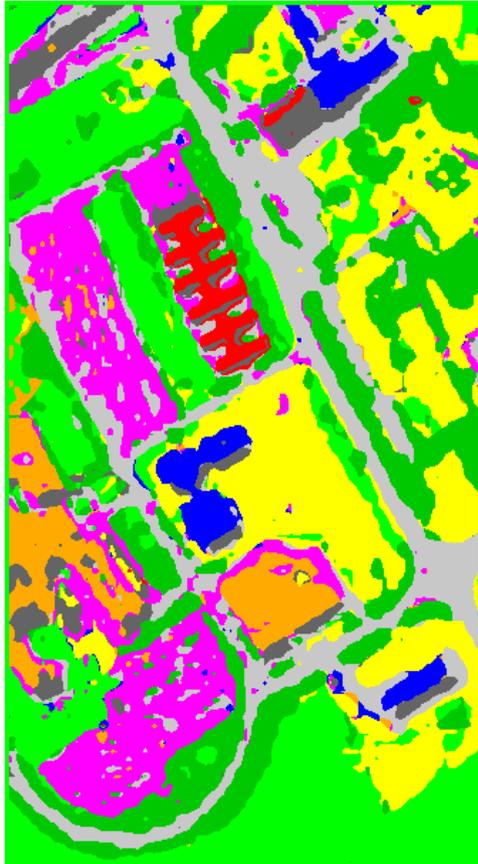
# Résultats

Se méfier des chiffres car peu de données de validation  
Peuvent cacher d'autres problèmes...

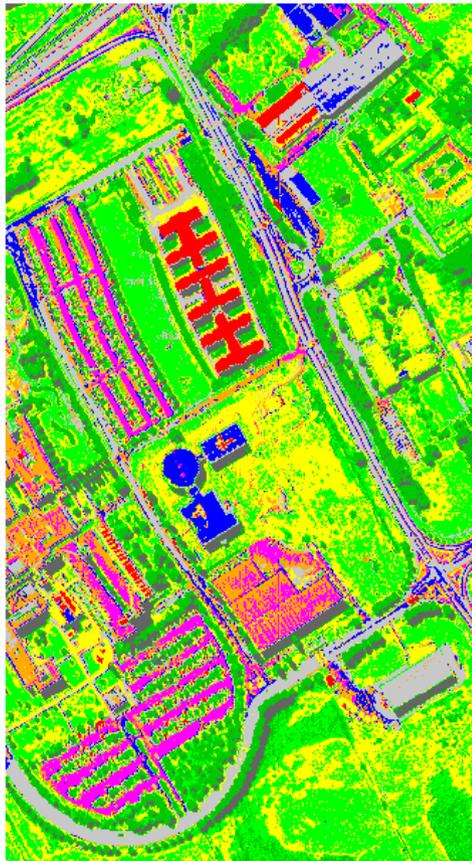


# Résultats

- Pavia University



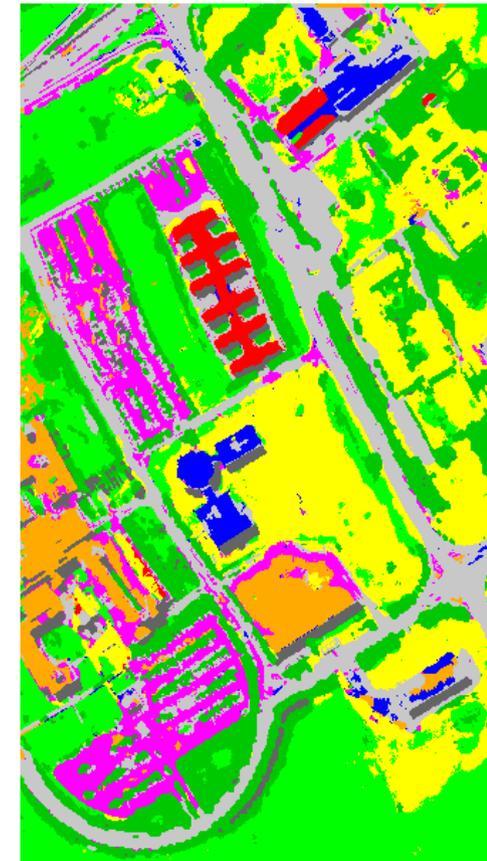
Hyperspectral  
7,8 m



Multispectral  
1,3 m



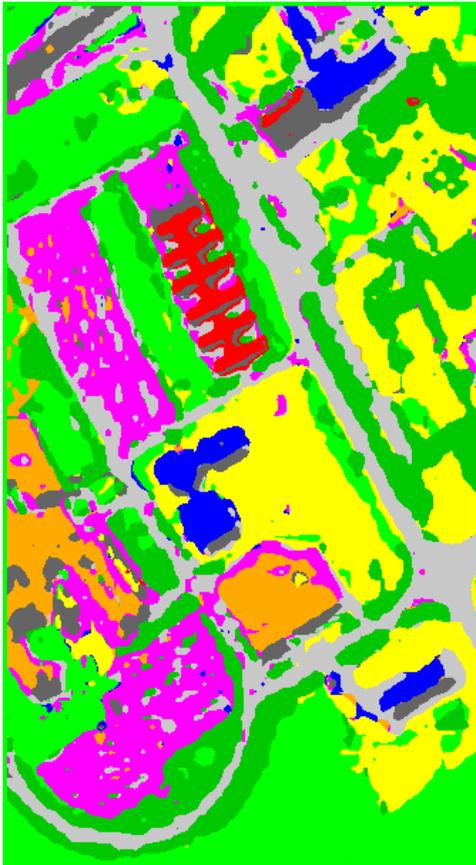
Fusion  
(règle *min*)



Après  
régularisation

# Résultats

- Pavia University



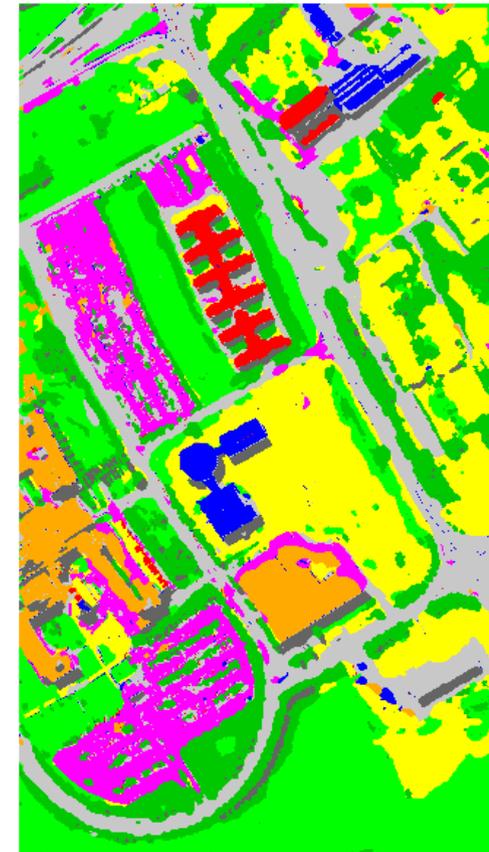
Hyperspectral  
7,8 m



Multispectral  
1,3 m



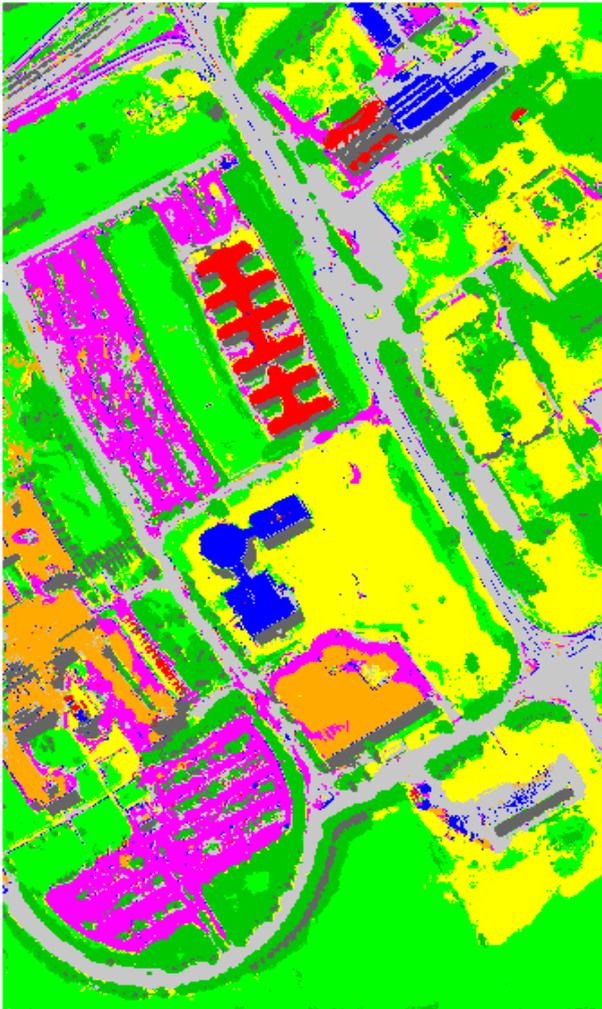
Fusion  
(règle *Dempster-Shafer*)



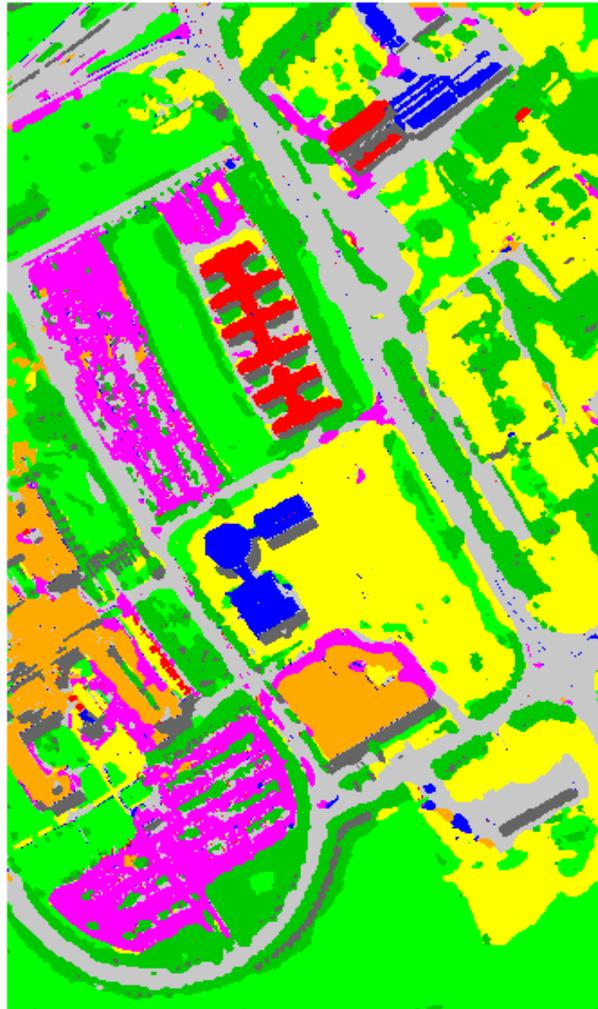
Après  
régularisation

# Résultats

- Pavia University



Fusion  
(règle *Dempster-Shaffer*)



Après  
régularisation



# Résultats

- Pavia Centre



Hyperspectral  
7,8 m



Multispectral  
1,3 m



Fusion  
(règle *Dempster-Shafer*)



Après  
régularisation

# Résultats

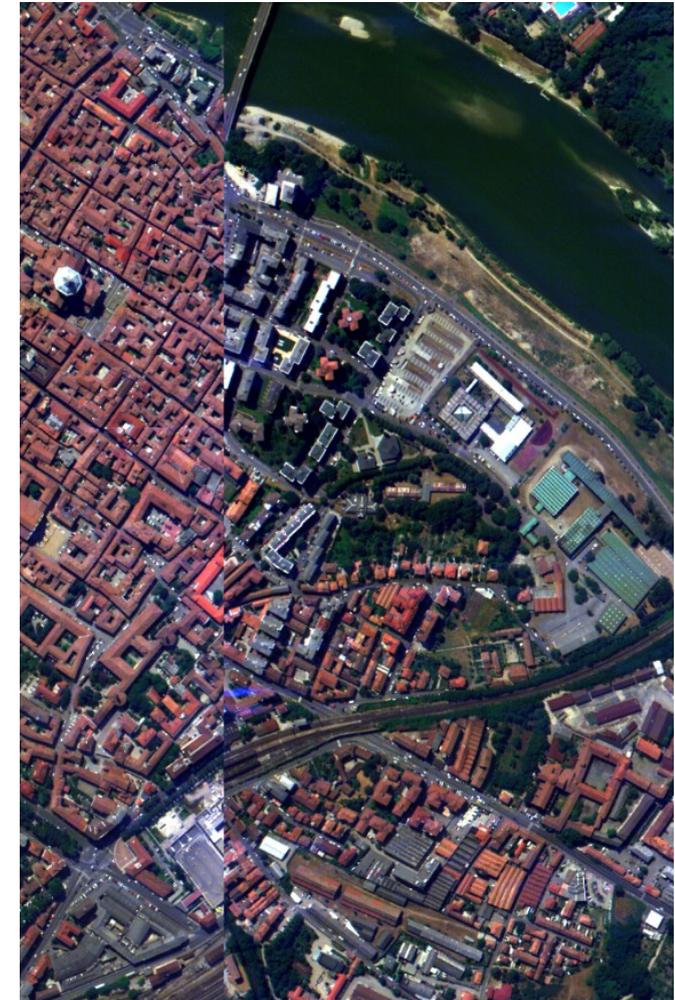
- Pavia Centre



Fusion  
(règle *Dempster-Shafer*)



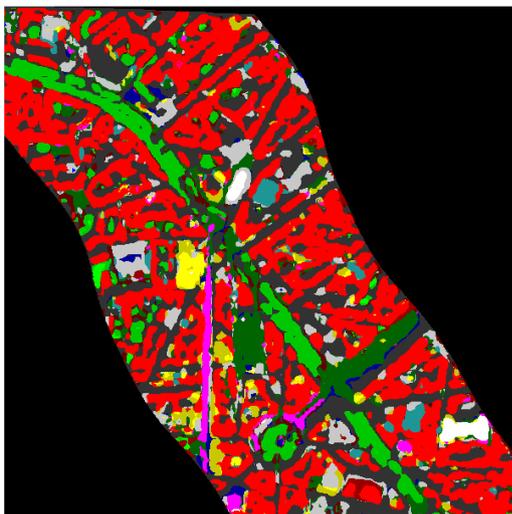
Après  
régularisation



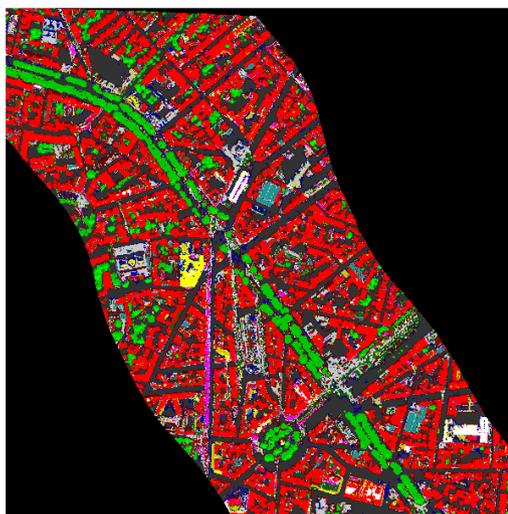
# Résultats



- Toulouse Centre (UMBRA)



Hyperspectral  
8 m



Multispectral  
1,6 m



Fusion  
(règle *Compromis*)



Après  
régularisation

# Résultats

- Toulouse Centre (UMBRA)



Fusion  
(règle *Dempster-Shaffer*)



Après  
régularisation

# Perspectives

---



- Expériences effectuées sur des données simulées
  - Tester sur données diachoniques
  
- Mesures de conflit entre sources fournies par les méthodes de fusion...
  - Prendre en compte ces conflits dans le processus de régularisation globale
  
- Données hyperspectrales "basse" résolution spatiale → démélange
  - Tester le processus avec abondances issues d'un démélange
  
- Gérer d'éventuelles différences de nomenclatures

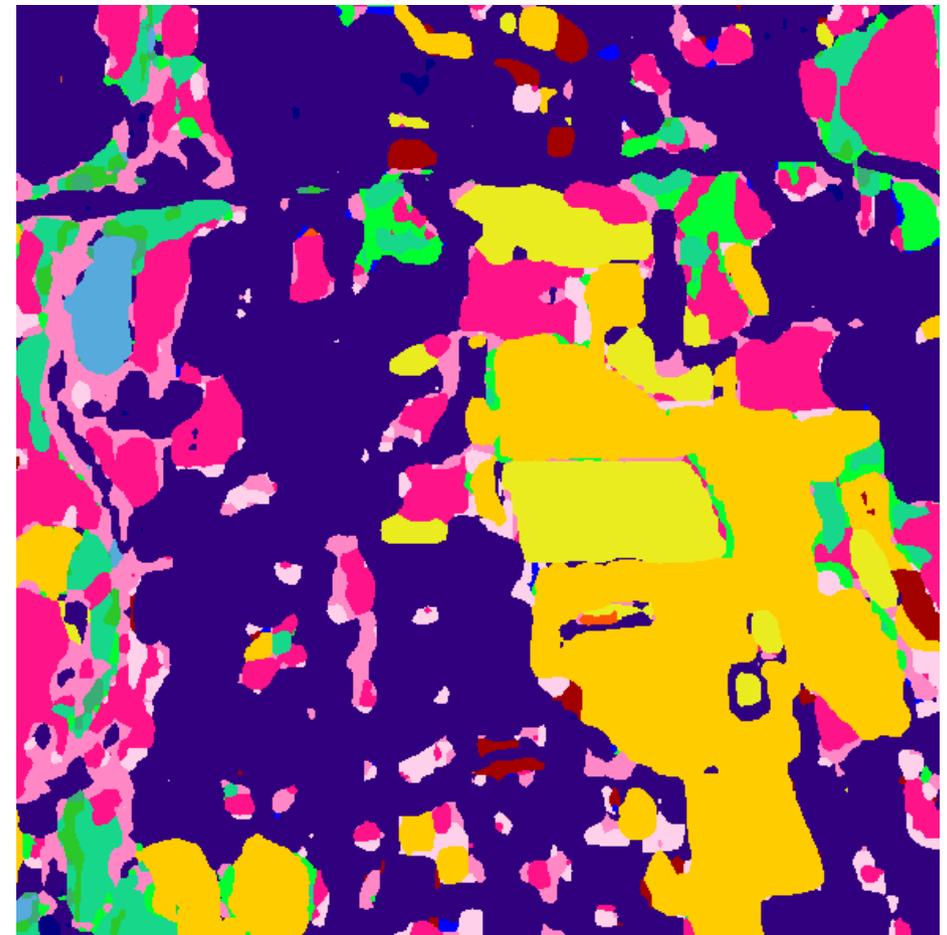
# Autre cas de figure

- **Fusion de classifications d'une série temporelle d'images (Landsat 8) d'images THR (SPOT 6)**

Les légendes sont différentes.



Image SPOT 6



Classification OCS  
 d'après une série temporelle Landsat 8

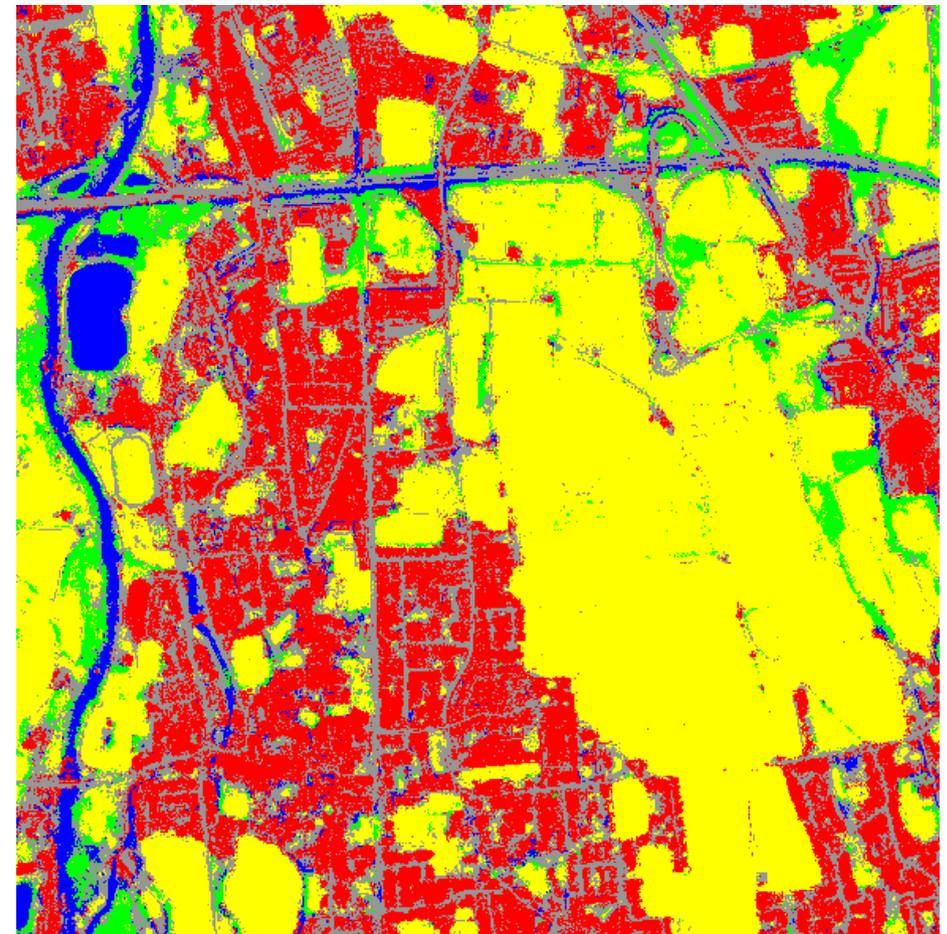
# Autre cas de figure

- Fusion de classifications d'une série temporelle d'images (Landsat 8) d'images THR (SPOT 6)

Les légendes sont différentes.



Image SPOT 6



Classification OCS  
 d'après une image THR SPOT 6

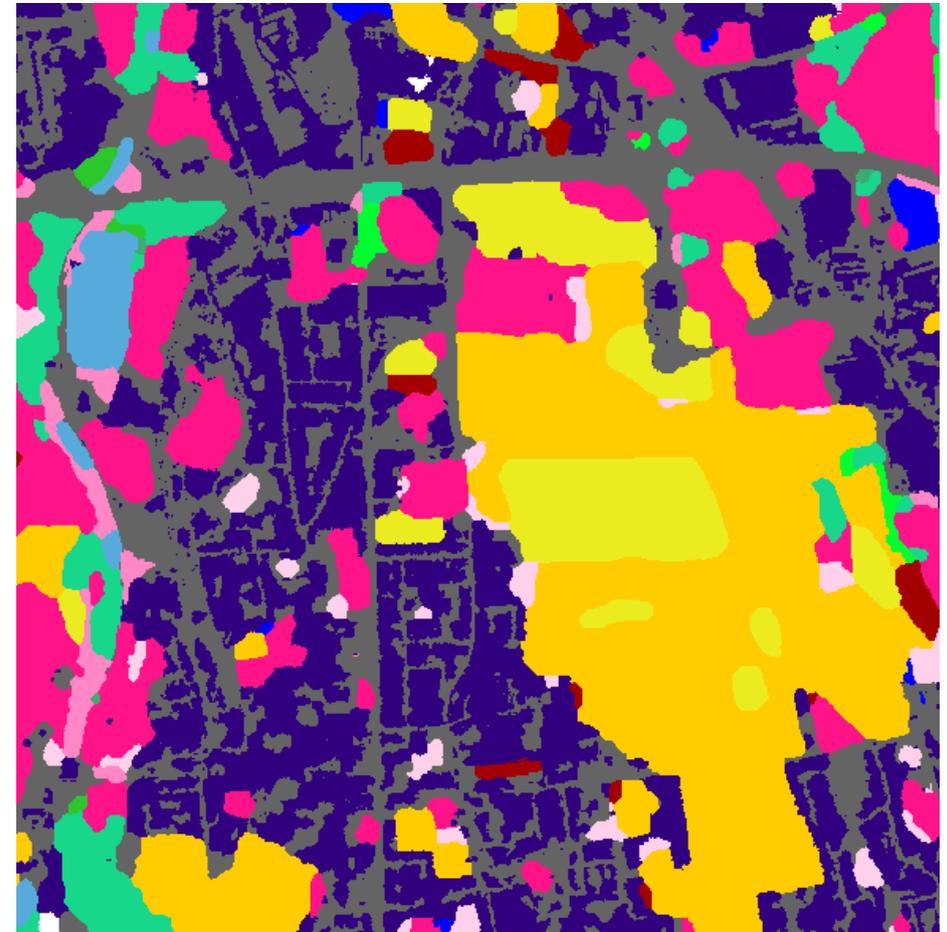
# Autre cas de figure

- Fusion de classifications d'une série temporelle d'images (Landsat 8)  
d'images THR (SPOT 6)

Les légendes sont différentes.



Image SPOT 6



Classification OCS  
fusionnée

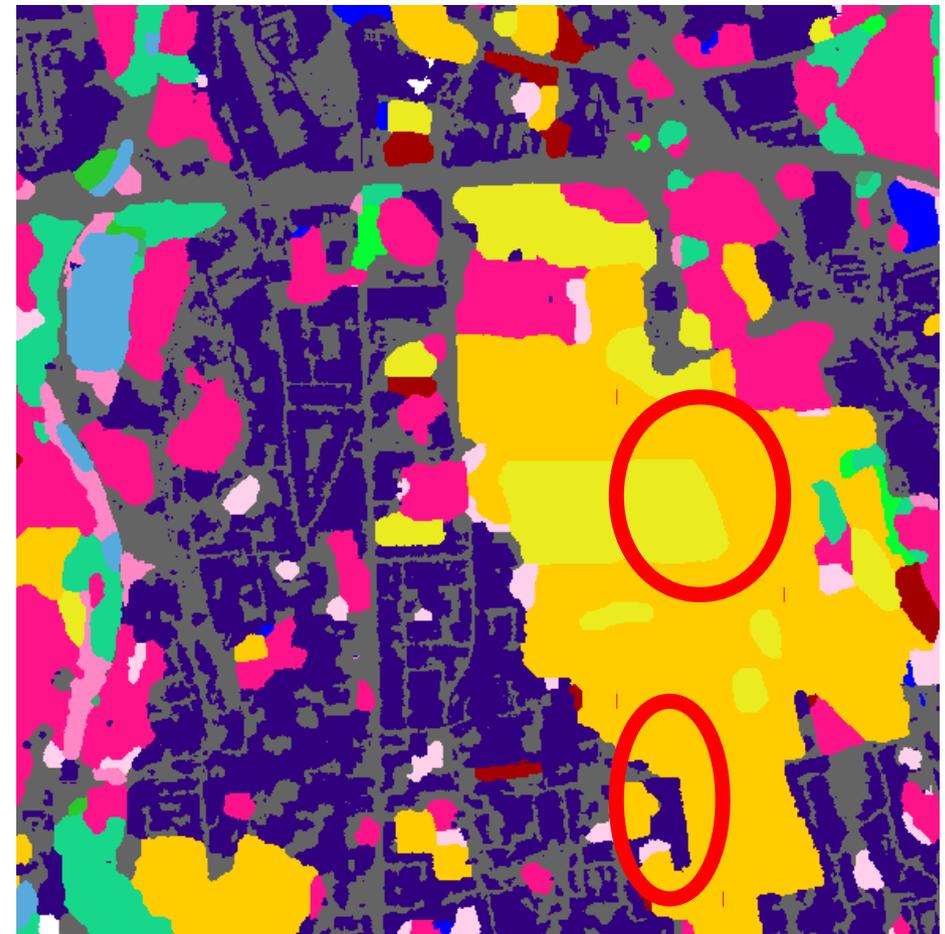
# Autre cas de figure

- Fusion de classifications d'une série temporelle d'images (Landsat 8)  
d'images THR (SPOT 6)

Les légendes sont différentes.



Image SPOT 6



Classification OCS  
fusionnée

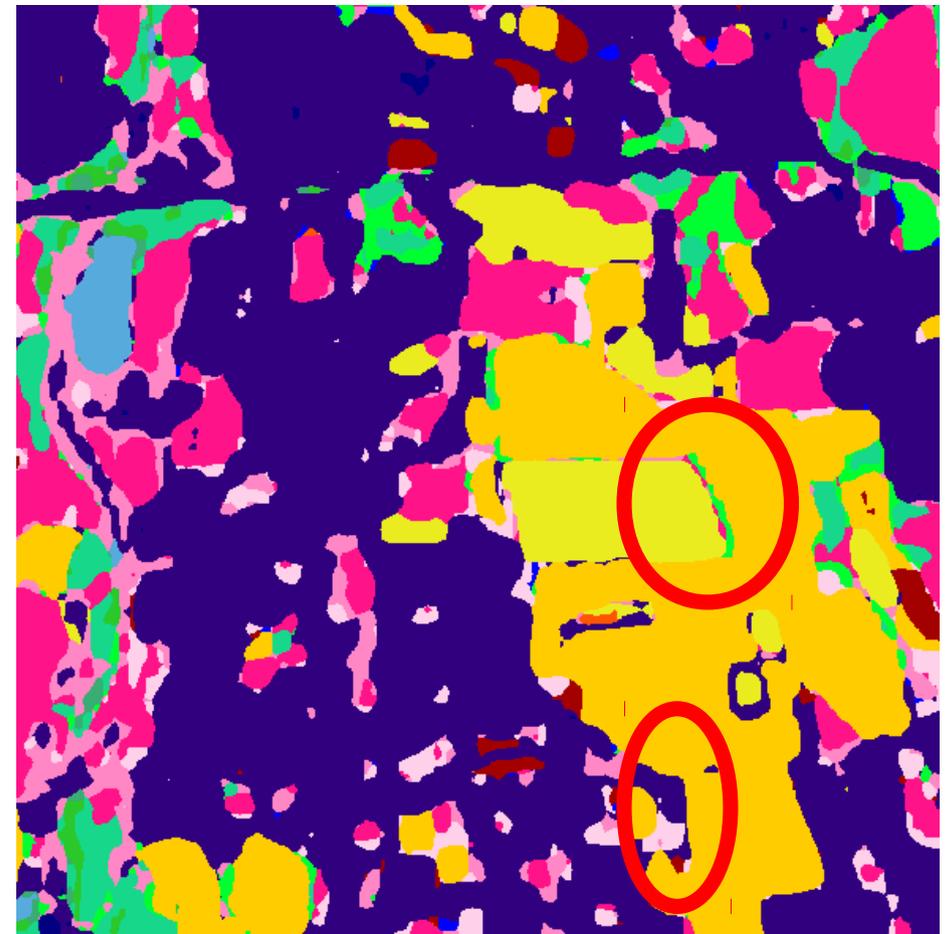
# Autre cas de figure

- Fusion de classifications d'une série temporelle d'images (Landsat 8) d'images THR (SPOT 6)

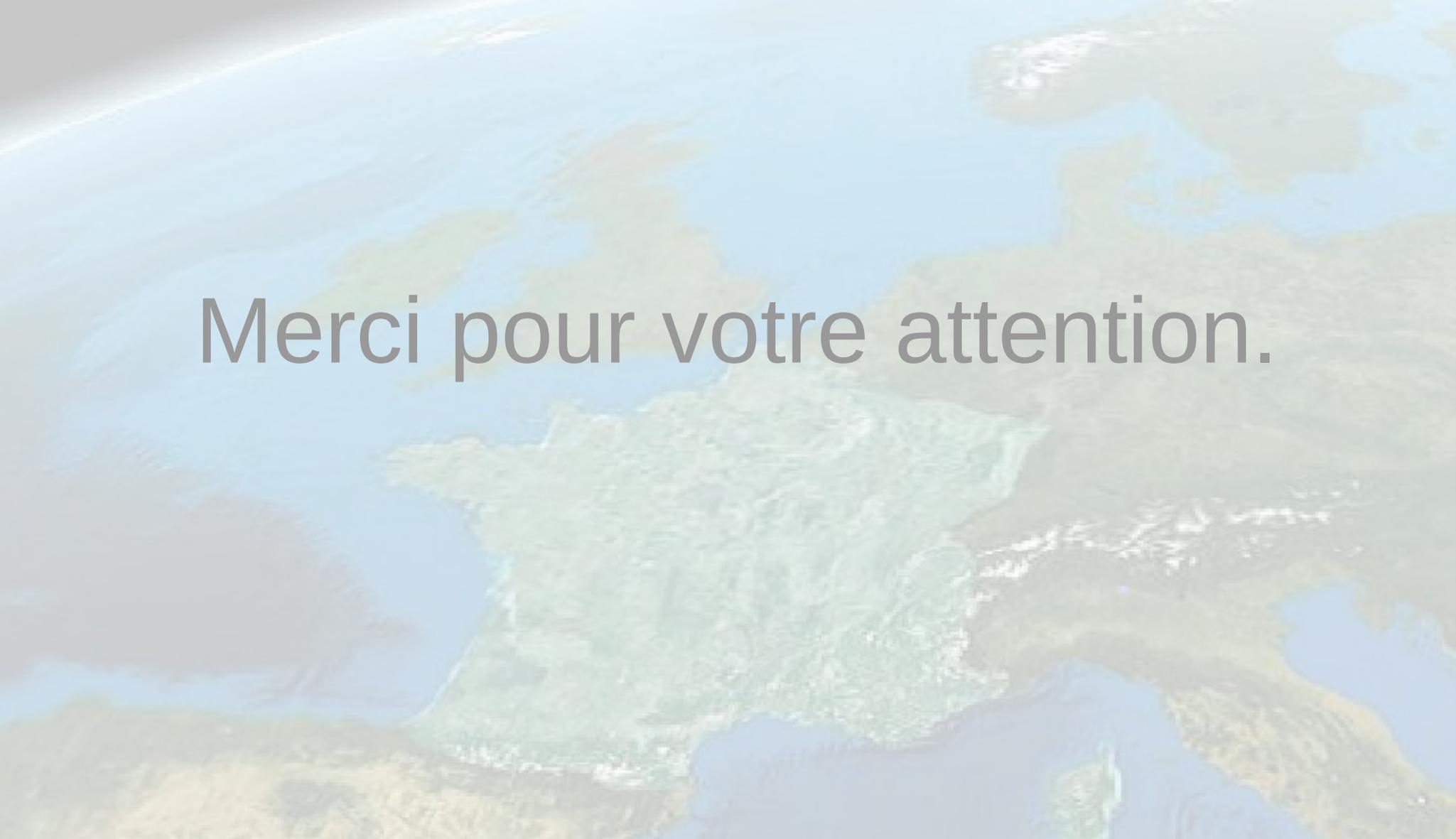
Les légendes sont différentes.



Image SPOT 6



Classification OCS  
d'après une série temporelle Landsat 8



Merci pour votre attention.