ENSG Géomatique

ÉCOLE NATIONALE DES SCIENCES GÉOGRAPHIQUES

IGN

INSTITUT NATIONAL DE L'INFORMATION GÉOGRAPHIQUE ET FORESTIÈRE

Utilisation de données **Sentinel-2 et SPOT 6/7** pour la **segmentation sémantique** de l'**occupation du sol**

STAGE DE MASTÈRE SPÉCIALISÉ

Encadrement : Arnaud Le Bris

Prof. Référent : Sébastien Giordano

Contexte

Produits OCS :

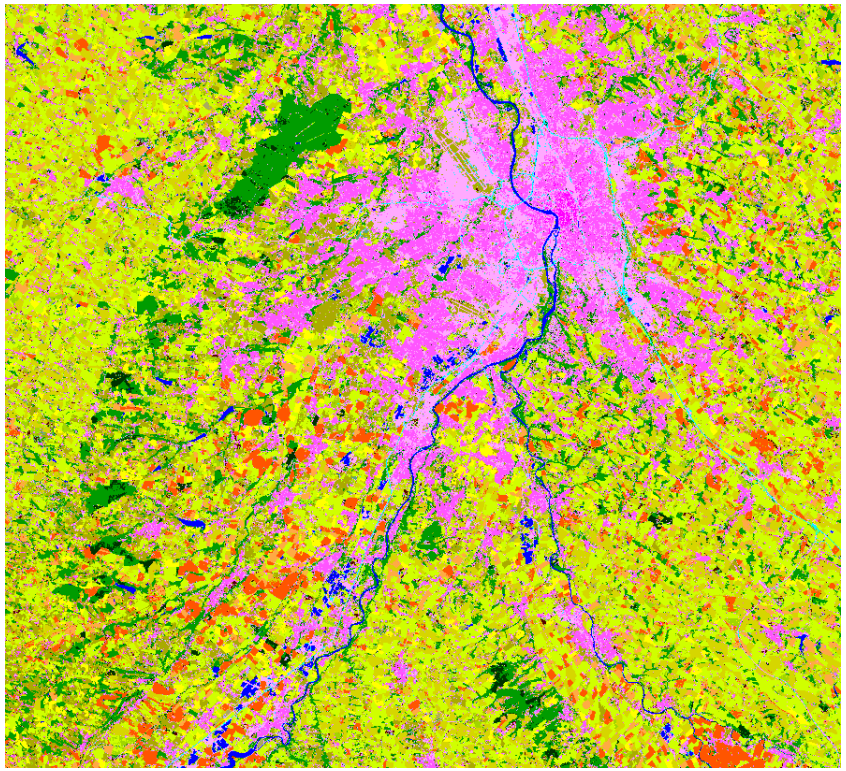
- Applications : politique, recherche, …
- Mise à jour fastidieuse
- Evolution rapide des territoires

Apprentissage automatique :

- Réduire l'intervention humaine dans génération produits OCS
- Exemple :
  - **Produit OSO** du CESBIO [Inglada et al., 2017]
    - Production annuelle

Travaux IGN - LaSTIG :

- Algorithmes d'**apprentissage profond** pour génération **produits OCS**



Carte OSO 2018, Toulouse (source : CESBIO)

Capteurs satellites

SPOT 6/7

SENTINEL 2

Objectifs

1. SUITE DES TRAVAUX LASTIG

A. Mise en place d'une **nouvelle approche** par **réseaux de neurones** pour la SegSem

B. **Analyse** d'enrichissement des **nomenclatures OCS**

2. PROJET TOSCA PARCELLE

C. **Identification** des classes exploitant la **complémentarité SPOT / S2**

D. Stratégies de **fusion** entre **SPOT** et **S2** pour la chaine de traitement **IOTA²**

Sommaire

1. Suite travaux LaSTIG

2. Travaux projet PARCELLE

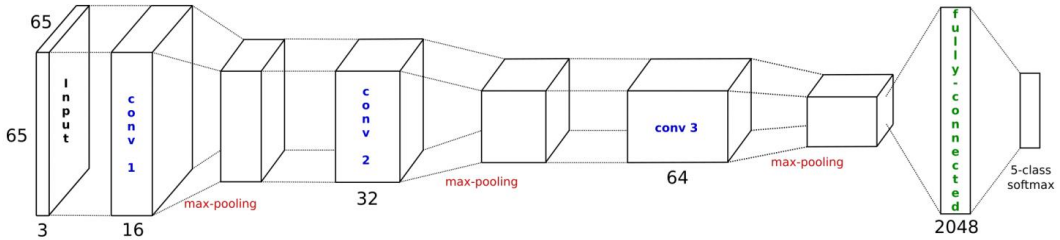
1. Suite des travaux du LaSTIG

A. Mise à jour de l’architecture
B. Analyse d’enrichissement de nomenclatures
Bonus : Génération de produits OCS existants

Architecture précédemment utilisée

Architecture CNN proposée par **[Postadjian & al., 2017]**

- 110k paramètres entraînables (architecture légère)

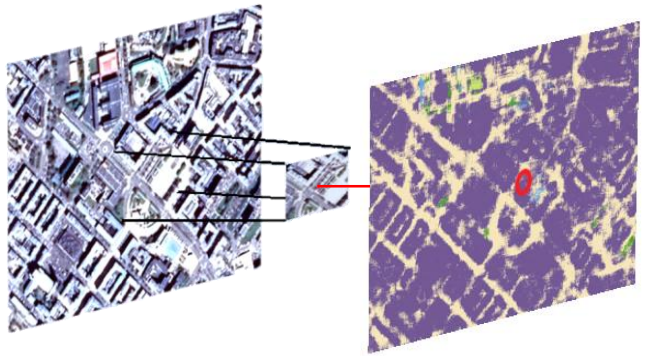


Source : [Postadjian & al., 2017]

Approche **fenêtre glissante** :

- classification d'une imagette de 65x65 pixels pour chaque pixel de la carte de prédiction

Inconvénient : Faible conservation information spatiale



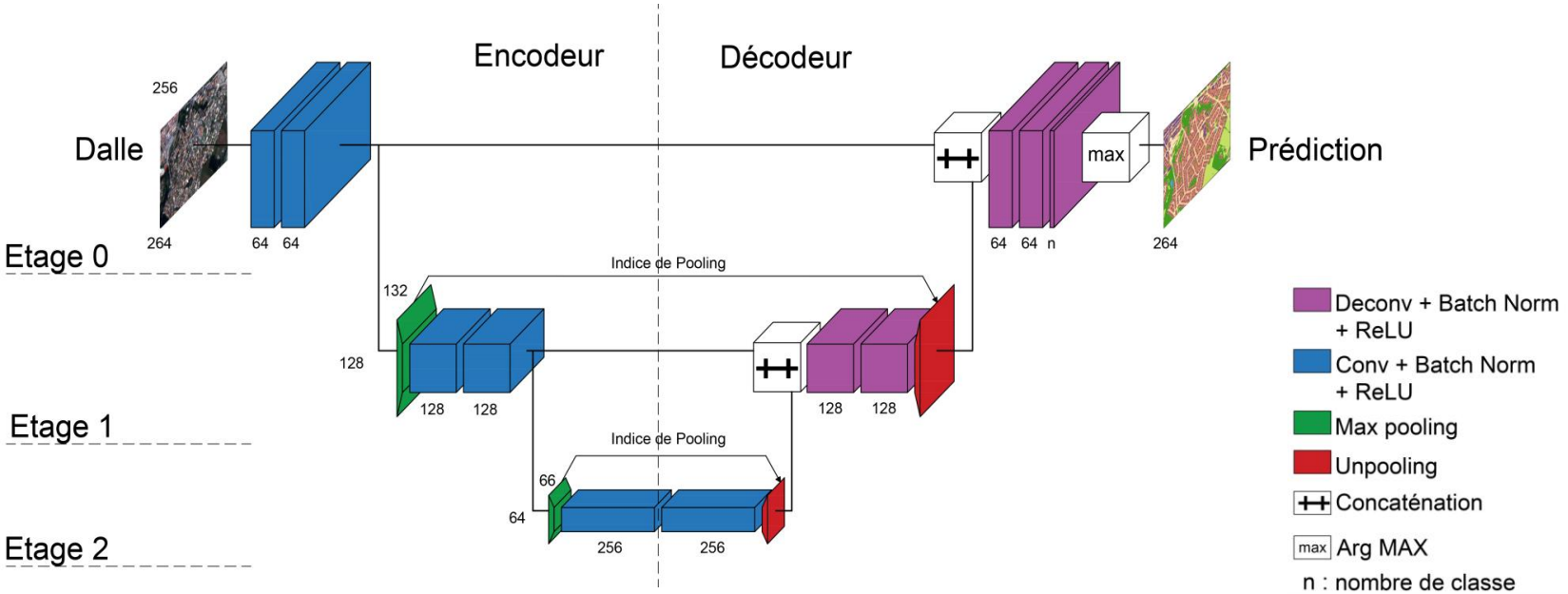
Fonctionnement de l'approche par fenêtre glissante

Architecture proposée

Architecture **entièrement convolutive**
- 1300k paramètres entraînables

Basée sur architectures :
- U-NET **[Ronneberger & al., 2015]**
- Deconv-NET **[Noh & al., 2015]**

Conçue pour **conserver** information spatiale :
- Connexions résiduelles
- Transfert des indices de *pooling*
- Faible champs réceptif



Hyperparamètres

Fonction **Loss** :

- **Entropie croisée pondérée**

$$loss(x, class) = w_{class}(-x_{class} + \log(\sum_j \exp(x_j)))$$

- Pondération des classes :

$$w_{class} = \begin{cases} 0, \ si\ p_{class} = 0 \\ \frac{1}{\sqrt{p_{class}}}, \ sinon \end{cases}$$

Optimiseur :

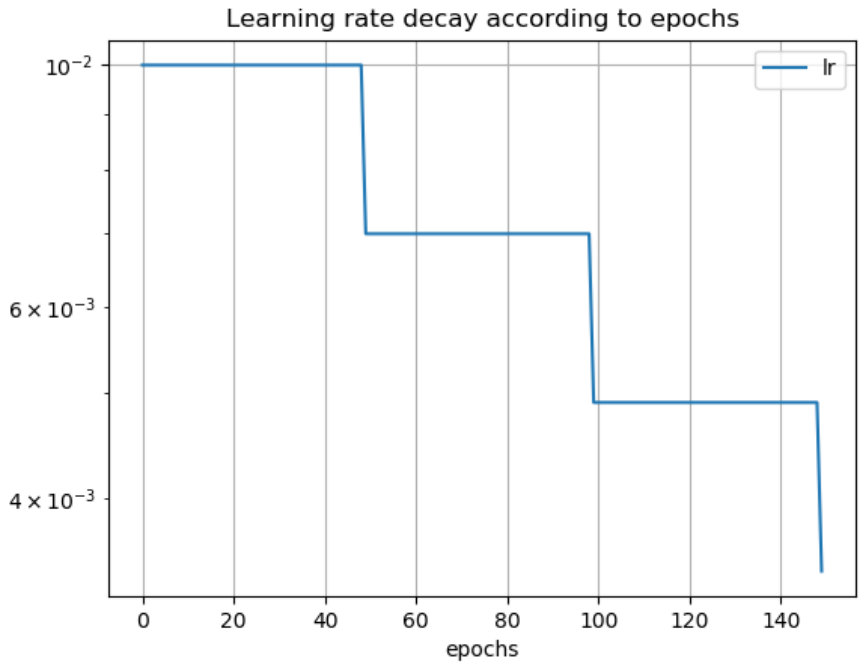
- **Adam**, HP par défauts [Kingma and Ba, 2014]

Weight decay :

- **Retiré** car incompatibilité avec Batch-Norm [Ioffe and Szegedy, 2015]

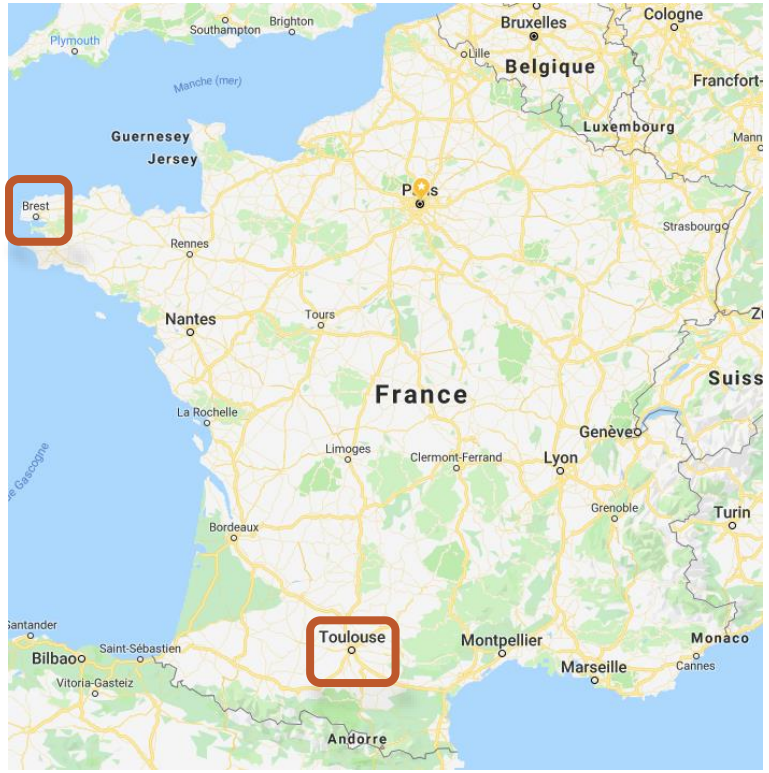
Learning rate :

- Start : 10^{-2}
- Step : 50 époques
- γ : 0.7



Validation expérimentale

RÉGION D'INTÉRÊT



Régions d'intérêt encadré en rouge

DONNÉES

Images satellites : **Diffusion** du **Pôle Théia**

- SPOT
- Sentinel-2

Vérité terrain issue de **produits d'OCS** :

- BD Topo, RPG, Urban Atlas, OCS-GE, BD Ortho

Répartition de la vérité terrain		
Entrainement	Validation	Test
64 %	16 %	20 %

Validation de l'architecture

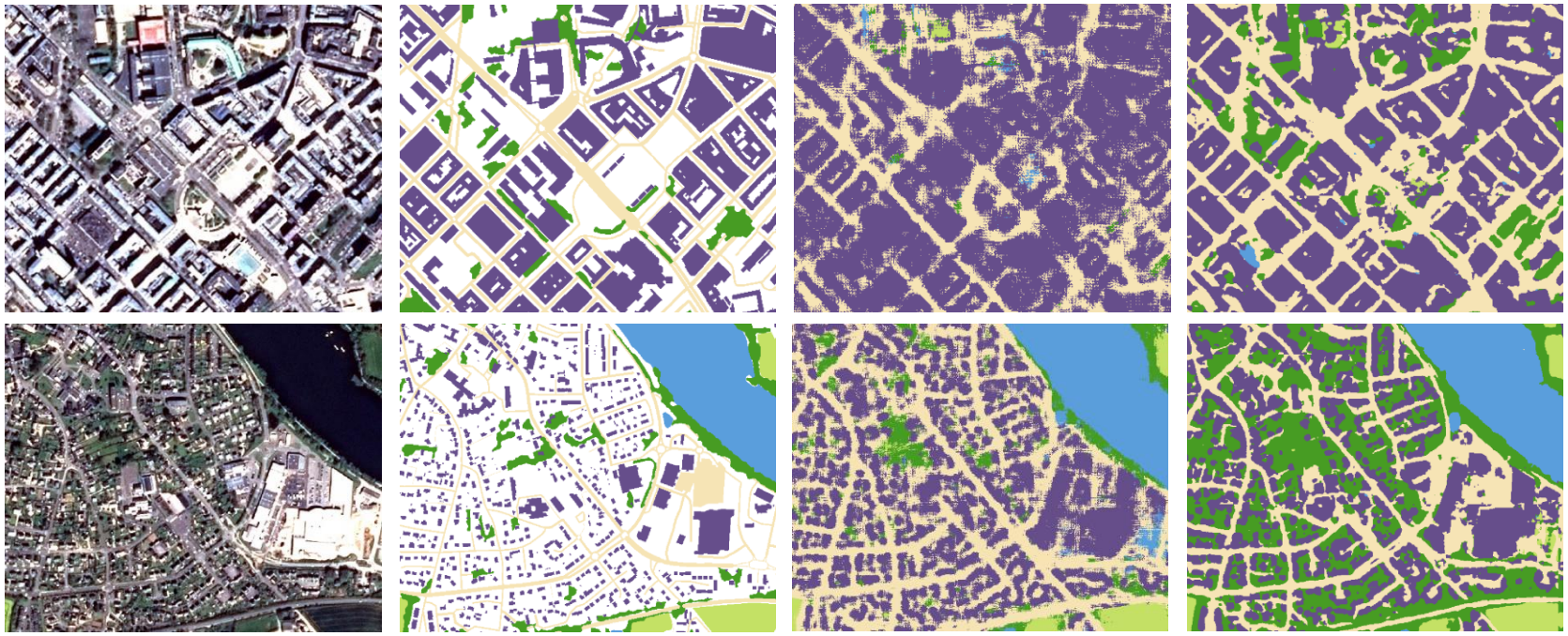


Image SPOT | VT | Fenêtre glissante | Entièrement convolutive

Résultats :

- Meilleure **gestion de l'information spatiale** THR SPOT
- Rapidité d'**entrainement**
  - Convergence en 2h contre 11h précédemment

Architecture	**OA** (%)	**F score moyen** (%)
Fenêtre glissante	92	85
Entièrement convolutive	**93,33**	**91,026**

1. Suite des travaux du LaSTIG

A. Mise à jour de l’architecture
B. Analyse d’enrichissement de nomenclatures

Bonus : Génération de produits OCS existants

Analyse de nomenclatures ++

Nomenclatures **axés THR SPOT**

Conclusions de l'analyse :

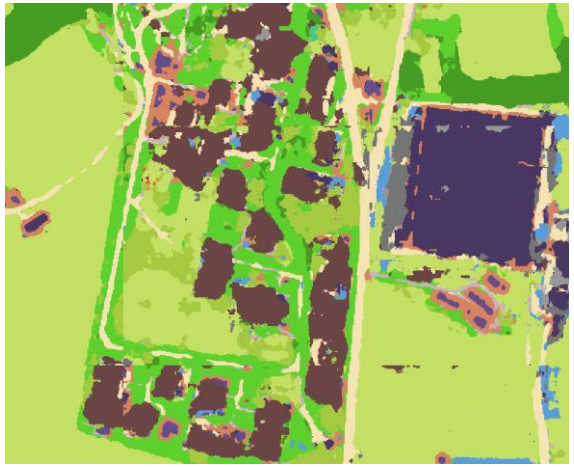
1. Erreurs liées à l'enrichissement de nomenclatures principalement intra-classes
   - **SegSem par CNN stable**

2. Pour segmentation sémantique efficace :
   - Plus **nomenclature fine**, plus nécessite **VT qualité**
   - **Textures uniques** pour chaque classe

6 classes	18 classes
Tampons Bâtiment	Tampons Bâtiment
Eau	Eau
Cultures	Cultures
Routes	Chemins
	Routes principales
	Parkings
	Pistes d'aérodromes
-	Cimetières
Végétation	Conifères
	Feuillus
	Forêts ouvertes
	Haies
	Landes ligneuses
	Peupleraies
	Vergers
	Vignes
Bâtiments	Bâtiments résidentiels
	Bâtiments industriels

Image SPOT

VT



Inférence selon 18 classes

1. Suite des travaux du LaSTIG

A. Mise à jour de l’architecture
B. Analyse d’enrichissement de nomenclatures

Bonus : Génération de produits OCS existants

Produits existants

Analyse capacité de l'**architecture** sur nomenclatures **produits existants** :

i. OCS-GE CS

ii. OCS-GE US

iii. Urban Atlas

VT continue :

- **Sensibilité accrue** au **décalage temporel** entre **image** et **VT**

i. OCS-GE Couverture du sol

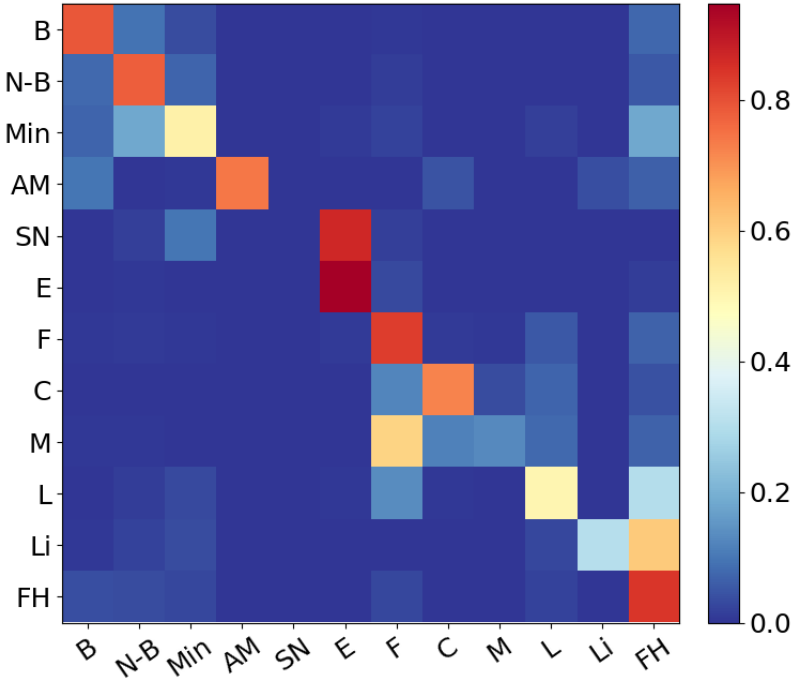
Vérité terrain : OCS-GE 2016 issue ortho-images acquises en **2013**

- **5 ans d'écart avec image SPOT** (Juin 2018)

Image SPOT

OCS-GE CS (VT)

Inférence



Matrice de confusion, colorisation selon la précision

VT

Prédiction

Résultats :

- **prometteurs** malgré le décalage temporel
- **Scores** impactés par **sous-représentation** de certaines **classes** dans **VT**

mIoU (%)	**OA** (%)
41,73	81,57

Métriques de tests globales

i. OCS-GE Couverture du sol

Apprentissage

Test

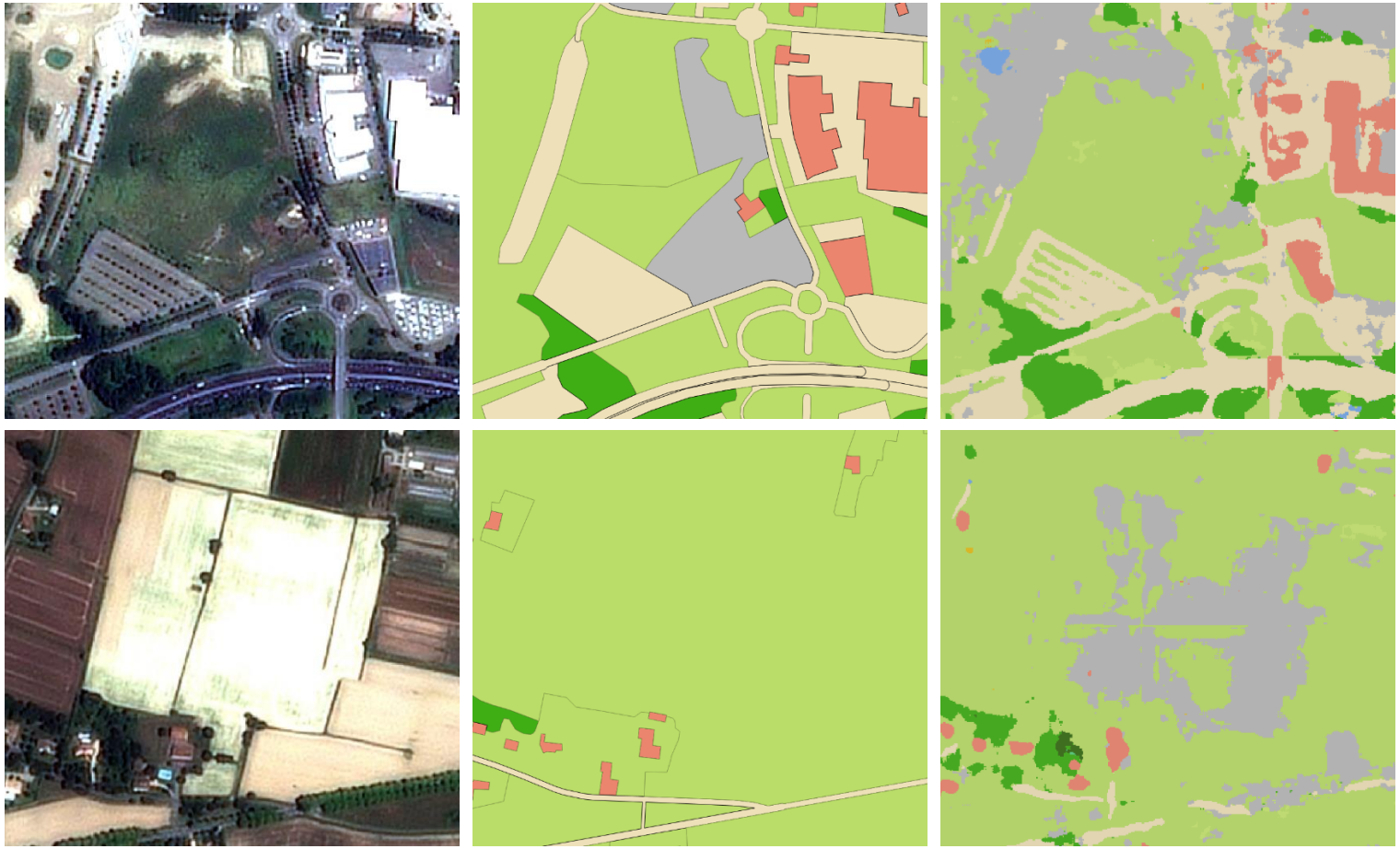


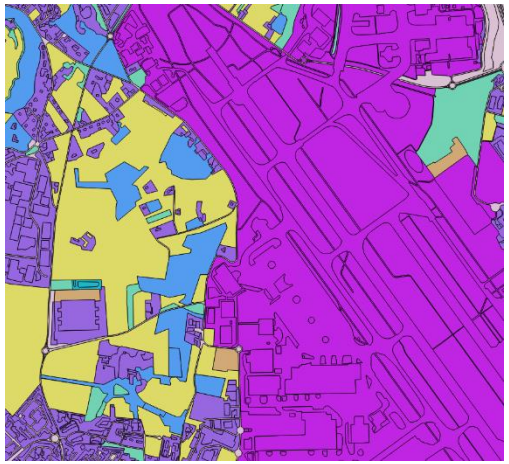
Image SPOT | OCS-GE CS (VT) | Inférence

Si **évolution CS non aléatoire** :

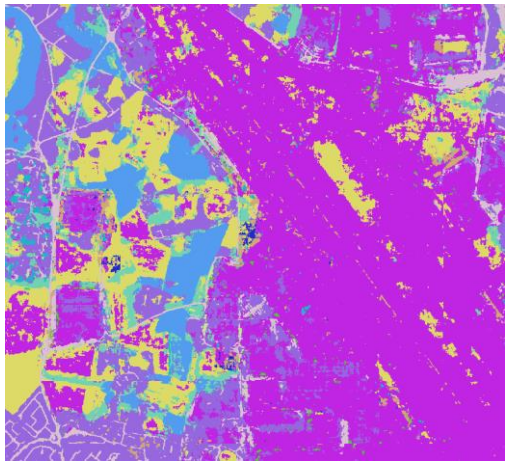
- **Biais d'apprentissage**
- Entraine **erreurs** de SegSem

ii. OCS-GE Usage du sol

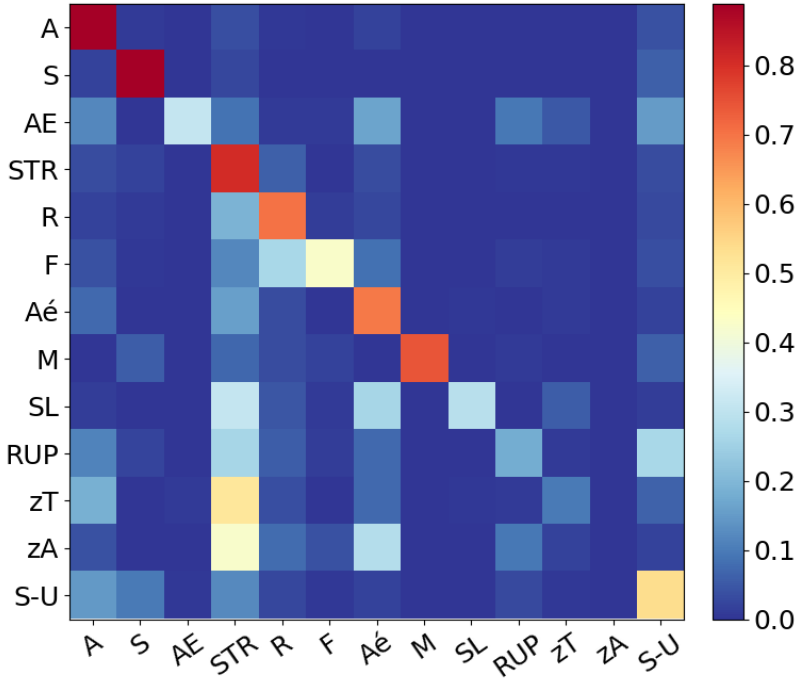
Image SPOT



OCS-GE US (VT)



Inférence



Matrice de confusion, colorisation selon la précision

VT

Prédiction

Résultats **faibles** :

- Classes à faible potentiel de télédétection
- Usage du sol = **texture similaires entre classes**

Architecture inadaptée :

- Peu profonde
  - impossibilité créer des attributs de haut niveau
- Faible champ réceptif
  - se concentre sur texture et pas sur contexte

mIoU (%)	**OA** (%)
35,89	81,53

Métriques de tests globales

iii. Urban Atlas

Objectif : **extraction** niveaux **densité d'urbanisation**

- Lié à la **présence** de **bâtiments** : **potentiel** de **télédétection** fort

Image SPOT

VT

Inférence

Résultats :

- **Détection tâche urbaine** efficace
- **Notions** de **gradients** de **densité** floues
- Difficulté **construction frontières** humainement logiques

2. Travaux projet PARCELLE

C. Comparaison capteurs
D. Fusion de données
Bonus : Travaux en cours

Comparaison capteur

Entre **THR** et **MS uniquement**

Précautions prises :

1. **Dates** d'acquisition **proches** :
   - SPOT : fin Juin 2018
   - S2 : Juillet 2018
2. **Résolution identique = contexte équivalent**
   - **Suréchantillonnage** de **S2** à 1,5m

Comparaison capteur

(%)	IoU								
	Eau	***Cultures***	***Chemins***	***Rts principales***	***Aérodromes***	***Parkings***	***Cimetières***	***Tps bts***	***Résidentiel***
SPOT	**86,67**	**93,69**	**12,7**	**64,96**	**42,12**	**69,86**	**30,18**	**64,28**	**56,86**
S2	**86,24**	91,76	5,44	60,9	38,96	**70,39**	21,72	55,85	50
	Conifères	***Feuillus***	***Forêts ouvertes***	***Haies***	***Landes***	***Peupleraies***	***Vergers***	***Vignes***	***Industriel***
SPOT	**36,97**	**80,6**	**8,96**	**44,3**	**26,08**	**27,94**	**2,26**	**85,04**	45,98
S2	**35,26**	**80,08**	5,04	42,87	**26,3**	26,06	**3,57**	11,07	**48,7**

A priori sur potentiel de complémentarité SPOT / S2

Tampons bâtiments	+	Feuillus	+
Eau	+	Forêts ouvertes	?
Cultures	++	Haies	++
Chemins	?	**Landes**	**+++**
Routes principales	**+++**	Peupleraies	?
Aérodromes	**+++**	Vergers	?
Parkings	**+++**	Vignes	+
Cimetières	+	Résidentiel	+
Conifères	**+++**	**Industriel**	**+++**

Légende :
? : aucun a priori
+ : apport faible
++ : apport significatif
+++ : apport majeur

Comparaison capteur

Conclusions :

- SPOT :
  - **Frontières** plus **précises** entre objets
  - Meilleure **lecture** des **textures**
- Sentinel 2 :
  - Meilleure **détection matériaux** à **propriétés optiques particulières**

Difficultés de conclusions sur la complémentarité

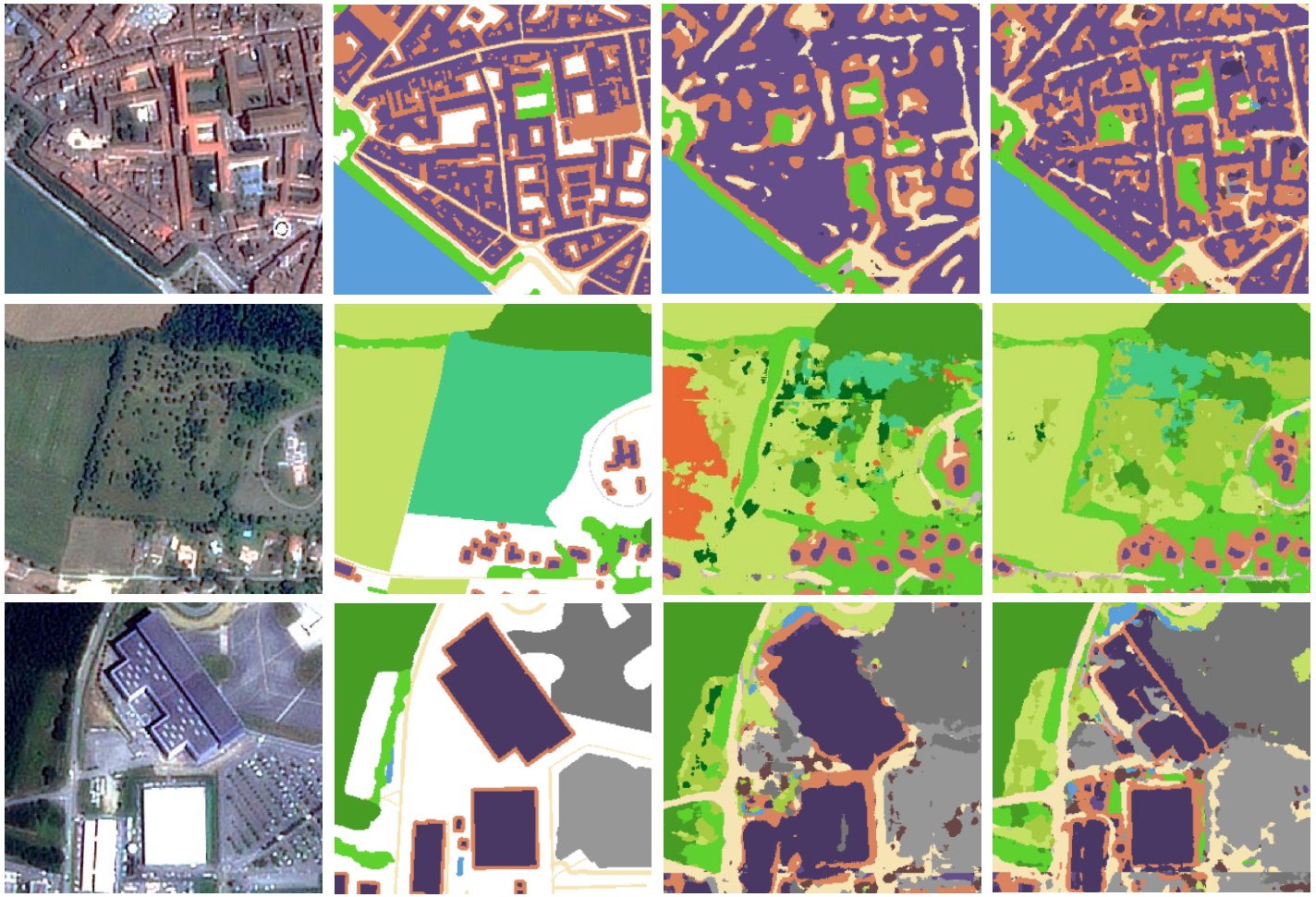


Image SPOT | VT | Inférence S2 | Inférence SPOT

2. Travaux projet PARCELLE

C. Comparaison capteurs
D. Fusion de données

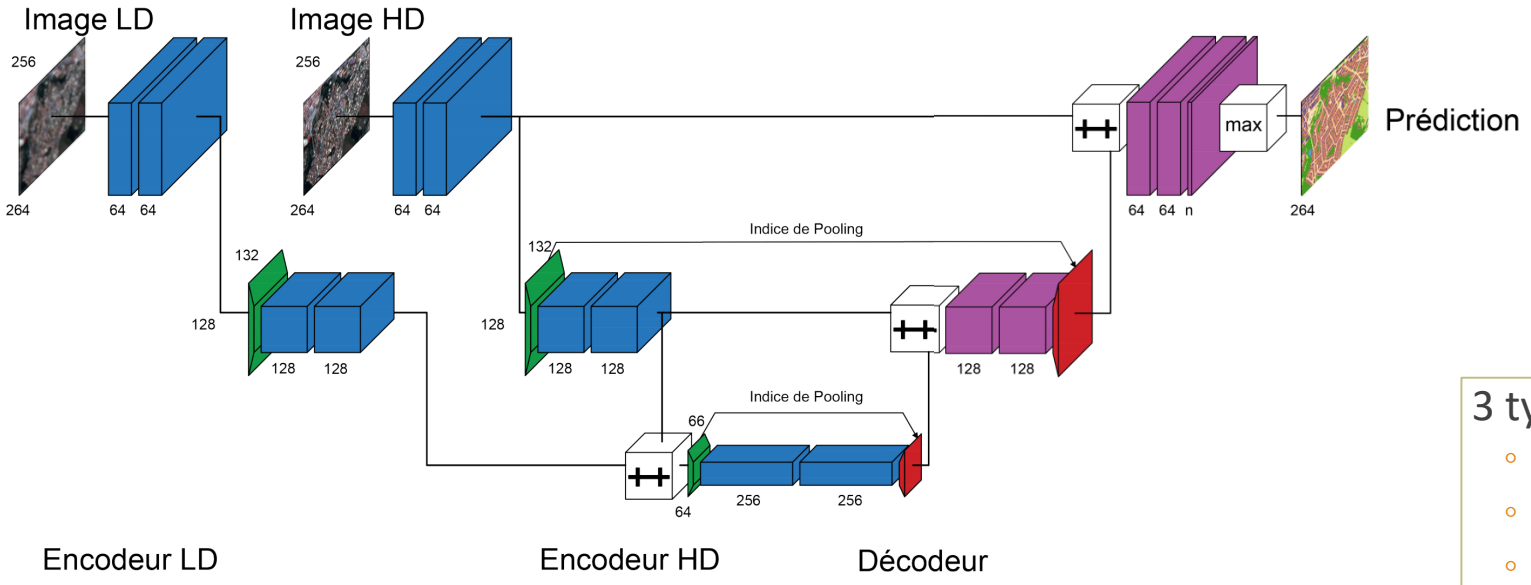
Bonus : Travaux en cours

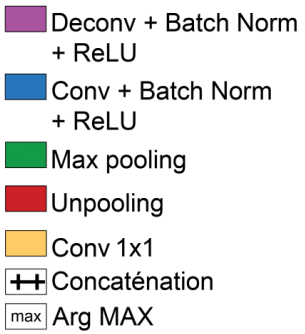
Architecture proposée pour la fusion

Architecture inspirée de FUSE-NET [Hazırbaş et al., 2016] :

- **2 Encodeurs** avec sorties concaténées avant dernier étage
- Encodeur **HD** : **connexions résiduelles** vers le **décodeur**

Restrictions actuelles : Images à même résolutions





3 types de fusion :

- **Tardif** avec **cartes de segmentation** (CS)
- **Tardif** avec **probabilités** (Pro)
- **Précoce** avec **images** (Img)

Fusion des capteurs

Données fusion tradive issues de l'**architecture individuelle** proposée

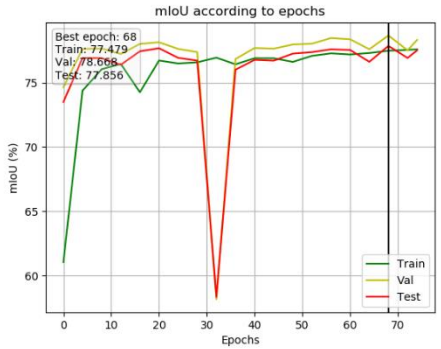
(%)	mIoU	OA	IoU					
			Tampons	*Eau*	*Cultures*	*Routes*	*Végétation*	*Bâtiment*
S2	64,11	88,72	49,09	80,08	92,28	46,57	79,05	37,58
SPOT	76,82	93,01	65,73	83,46	94,84	66,87	84,72	65,32
Fusion CS	77,86	93,19	**66,57**	84,68	95,33	69,02	84,12	**67,42**
Fusion Pro	**78,59**	**93,46**	**66,1**	**86,1**	95,67	**71,25**	84,43	**68**
Fusion Img	77,73	**93,46**	**66,93**	84,86	**95,79**	68,08	**85,36**	65,34

Conclusions :

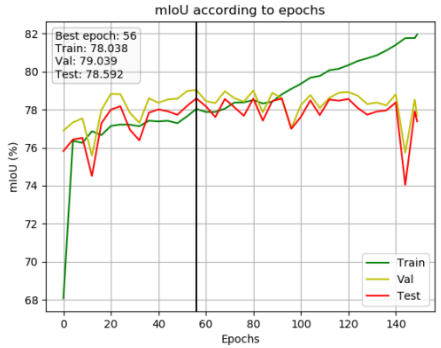
- **Approches fusion > approches individuelles**
- Fusion tardive :
  - Entrainements plus rapide
  - Architecture surdimensionnée
- Fusion précoce
  - Architecture non optimisée

Evolution du score mIoU au cours des époques pour les méthodes CS, Pro et Img

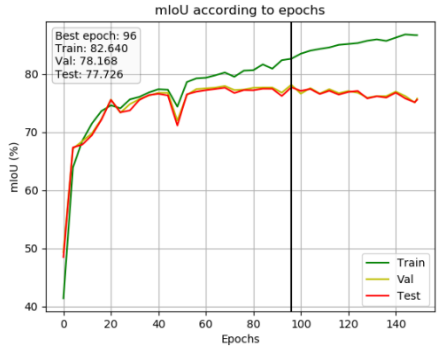
CS



Pro



Img

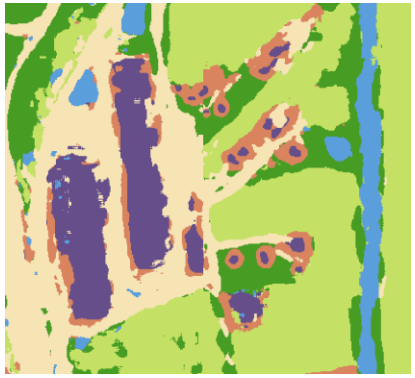


Fusion des capteurs

Meilleure détection des **bâtiments industriels**

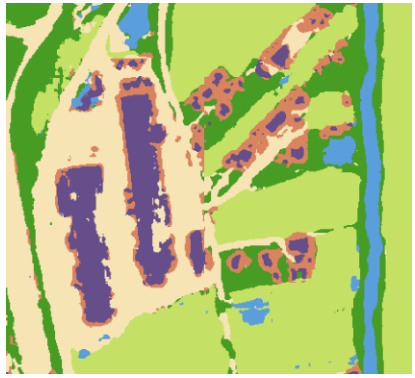
- **Confirme a priori**

Image S2

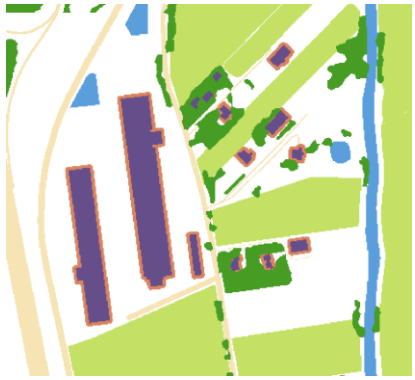


Inférence S2

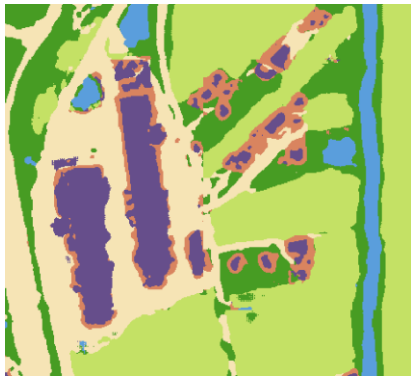
Inférence SPOT



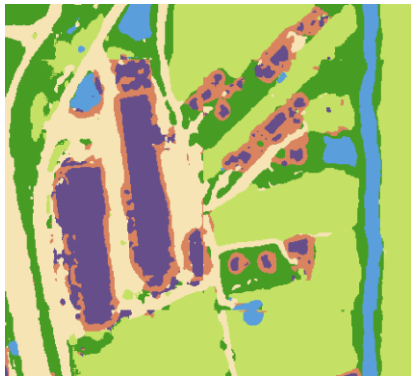
Inférence SPOT



VT



Inférence fusion CS



Inférence fusion Pro

Inférence fusion img

2. Travaux projet PARCELLE

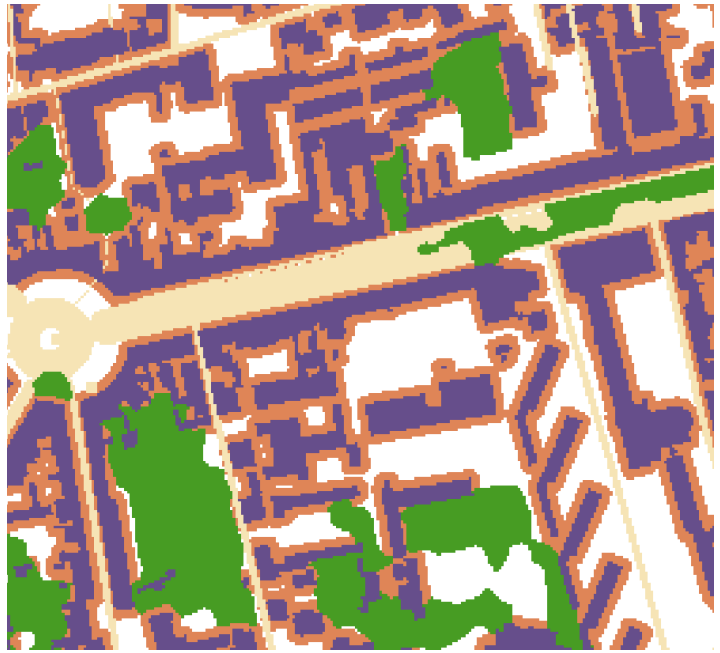
C. Comparaison capteurs
D. Fusion de données

Bonus : Travaux en cours

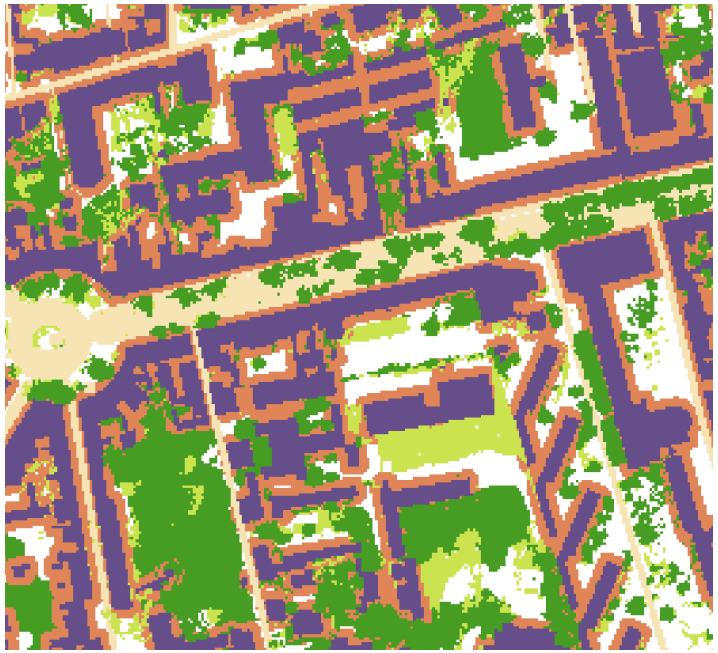
Travaux en cours

1. **Amélioration détection végétation urbaine**
   - **VT** créée par **RF** depuis **ortho-images** et **MNS**
   - Distinction végétation haute/basse

Image SPOT



VT initiale



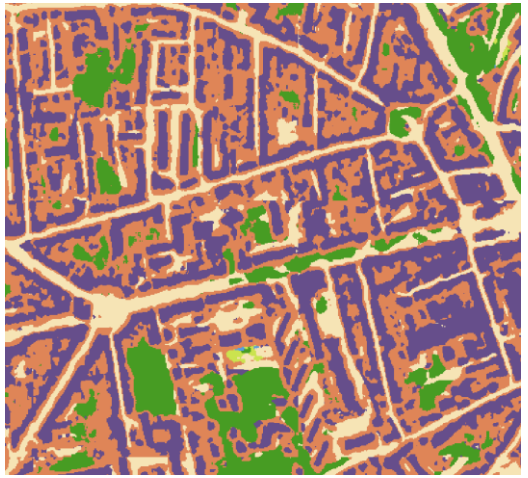
Pseudo-VT

Travaux en cours

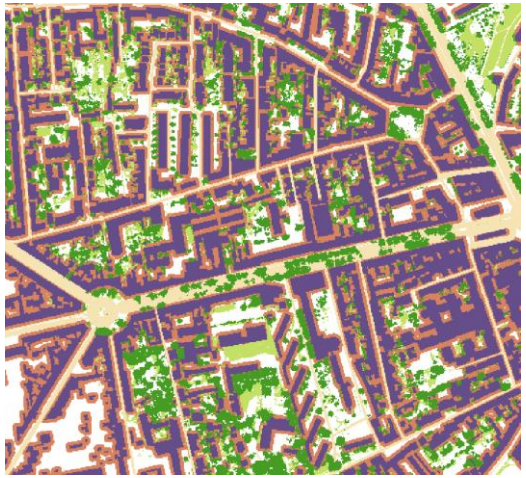
1. **Détection de la végétation urbaine**

Image SPOT

VT initiale



Inférence VT initiale



Pseudo-VT

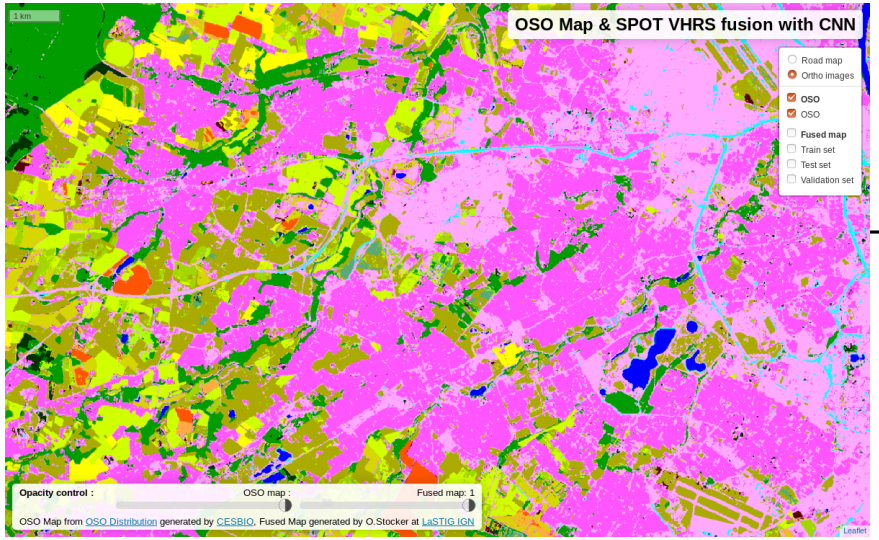
Inférence avec pseudo-VT

Travaux en cours

2. Reclassification du produit OSO

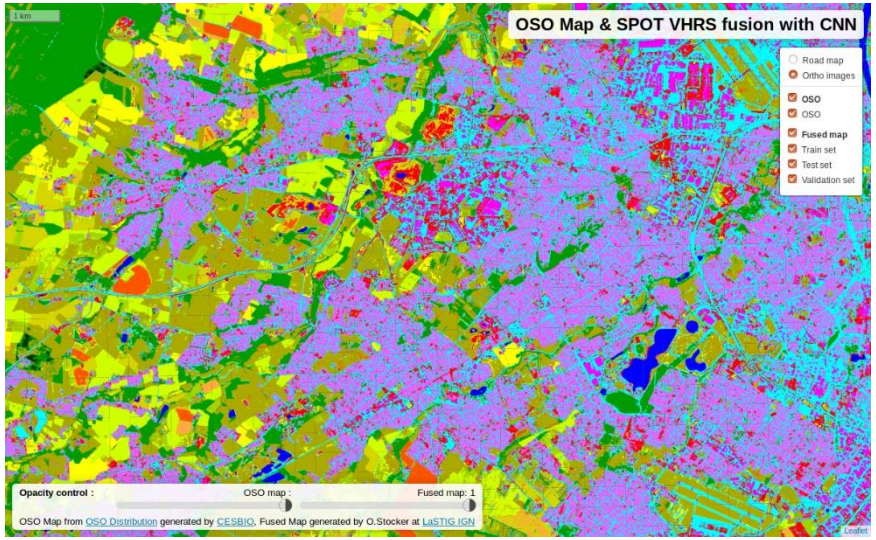
Image SPOT (non contractuelle)

Produit OSO

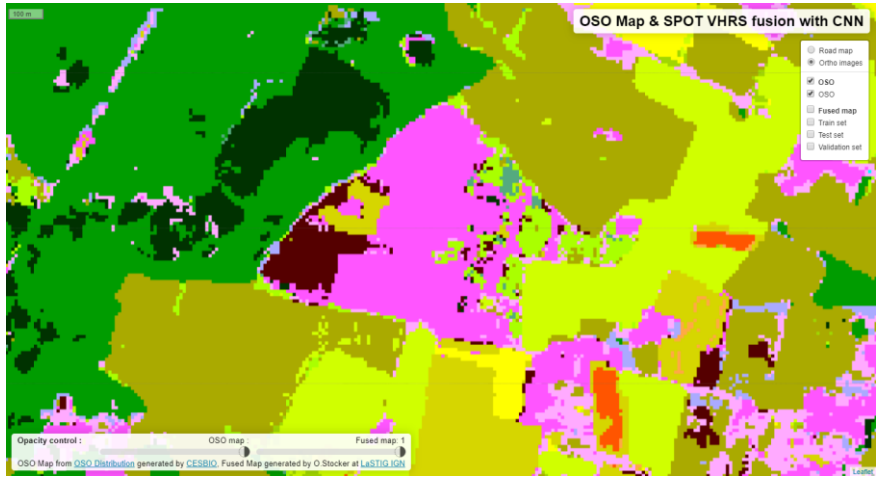


Architecture proposée pour Fusion

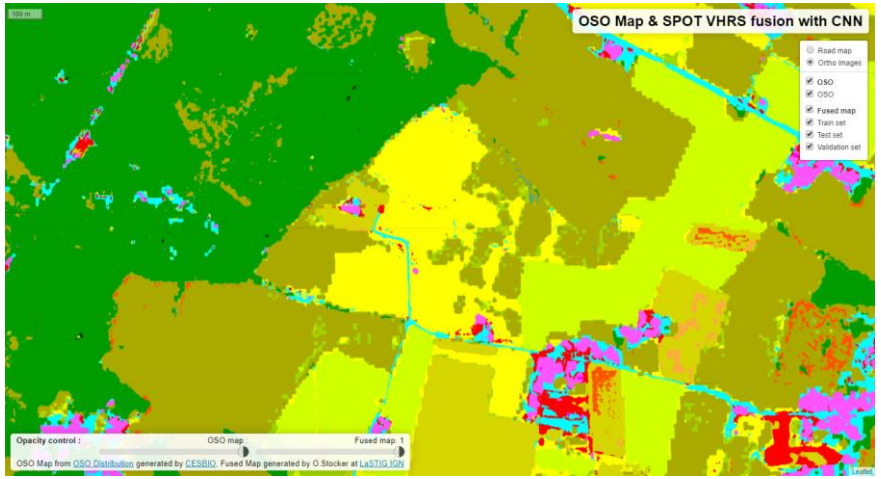
Produit OSO reclassifié



Travaux en cours



Produit OSO



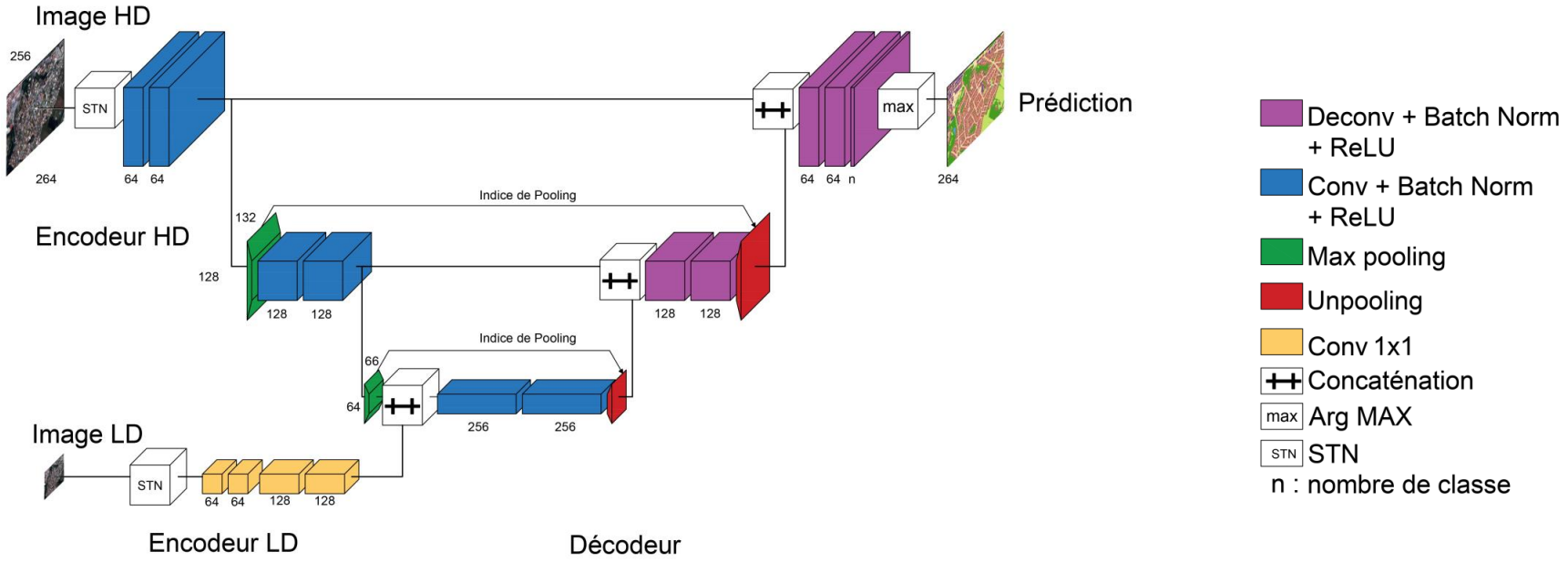
Produit OSO reclassifié

Produit OSO reclassifié

Image aérienne

Travaux en cours

3. **Adaptation architectures :**
   - Fusion **tardive** : **réduction** nombre de **paramètres**
   - Fusion **précoce** : intégration dimension **temporelle capteur S2**



4. **Fusion** sur **nomenclature enrichies**

5. **Fusion tardive** inférences **RF**

Conclusion

Conclusion

Architecture proposée :

- **Amélioration inférences SPOT**
- Génération produits CS complets
  - Applications : **Amorces de mise à jour**, détection de changement

Analyse Complémentarité SPOT S2 :

- **THR** SPOT **bénéficie** à **toutes** les **classes**
  - **Délimitation** et analyse de **texture**
- Conclusions non définitive sur la complémentarité

Prototypage de la fusion :

- Meilleure détection globale

Gain en modularité :

- Propriété de **stabilité** de la **SegSem** :
  - Production produit OCS à nomenclature très fine → Contraction en fonction besoin utilisateur
- **Rapidité** entrainement et **performance** modèles **fusion probabilités** :
  - Production BD cartes probabilités → Fusion en en fonction besoin utilisateur

Merci de votre attention

Bibliographie :

[Hazırbaş et al., 2016] Hazırbaş, C., Ma, L., Domokos, C., and Cremers, D. (2016). Fusenet : Incorporating depth into semantic segmentation via fusion-based cnn architecture.

[Inglada et al., 2017] Inglada, J., Vincent, A., Arias, M., Tardy, B., Morin, D., and Rodes, I. (2017). Operational high resolution land cover map production at the country scale using satellite image time series. Remote Sensing, 9(1).

[Noh et al., 2015] Noh, H., Hong, S., and Han, B. (2015). Learning deconvolution network for semantic segmentation. CoRR, abs/1505.04366.

[Postadjian & al., 2017] T. Postadjian, A. Le Bris, H. Sahbi, et C. Mallet, “Investigating the potential of deep neural networks for large-scale classification of very high resolution satellite images,” ISPRS Annals of the Photogrammetric, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol. IV-1-W1, pp. 183–190, 2017.

[Ronneberger & al., 2015] Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015, October). U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention (pp. 234-241). Springer, Cham.

Détection de végétation urbaine

BD Topo => peu d’exemple de végétation urbaine : difficulté de détection

Détection de végétation urbaine

Création d'une vérité terrain plus fine à partir de la BD Ortho (25cm) et d'un algorithme de Forêt aléatoire

Nomenclature avec végétation haute et basse

Détection de végétation urbaine

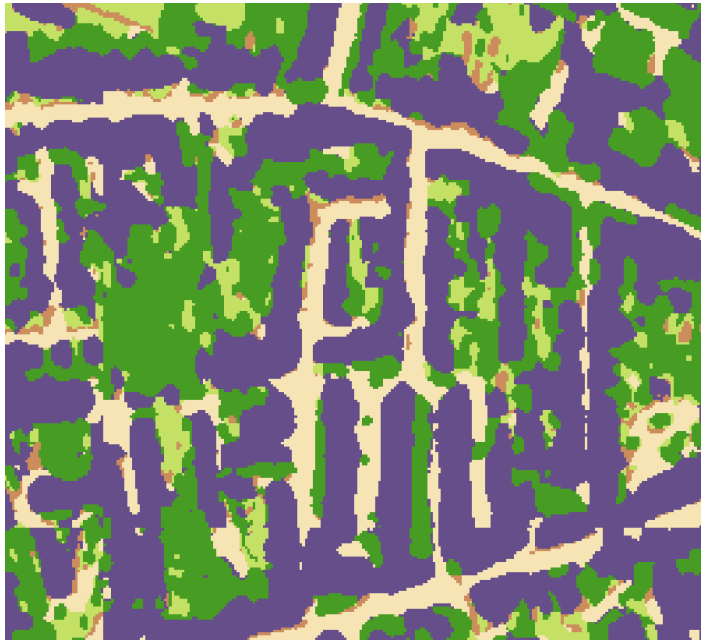
Distinction végétation haute et basse efficace

Instanciation d'éléments de végétation jusqu'à 3m

Ajout de contrainte sur les bâtiments : meilleur délimitation (équivalent aux tampons de bâtiments

Capacité de généralisation du CNN corrige erreurs du RF

Reste à étudier :

Méthode d'intégration

Influence sur les classes sémantiquement proche